

Heleno Bolfarine
Mônica Carneiro Sandoval

INTRODUÇÃO À INFERÊNCIA ESTATÍSTICA

CONTEÚDO

PREFÁCIO	iv
CAPÍTULO 1. ELEMENTOS BÁSICOS	1
1.1. Alguns Modelos Especiais.....	1
1.1.1. O modelo normal	1
1.1.2. O modelo exponencial	1
1.1.3. O modelo binomial	2
1.1.4. O modelo de Poisson	3
1.1.5. O modelo uniforme	3
1.2. Tipos de Problemas	4
1.3. Amostras, Estatísticas e Estimadores	5
1.4. Exercícios	17
CAPÍTULO 2. ESTIMADORES EFICIENTES E ESTATÍSTICAS SUFICIENTES	20
2.1. Estimadores Eficientes.....	20
2.2. Estatísticas Suficientes	26
2.3. Estatísticas Conjuntamente Suficientes	31
2.4. Famílias Exponenciais	33
2.5. Estimadores Baseados em Estatísticas Suficientes	39
2.6. Exercícios	42
CAPÍTULO 3. MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO	46
3.1. O Método de Máxima Verossimilhança	46
3.2. Propriedades dos Estimadores de Máxima Verossimilhança	55
3.2.1. Invariância	56
3.2.2. Distribuição em grandes amostras	58
3.3. Verossimilhança para Amostras Independentes	59
3.4. O Caso Multiparamétrico.....	61
3.5. Família Exponencial e o Método de Máxima Verossimilhança	64
3.6. O Método dos Momentos	66
3.7. Estimadores Consistentes	68
3.8. Exercícios	69
CAPÍTULO 4. INTRODUÇÃO À TEORIA DAS DECISÕES. OS PRINCÍPIOS MINIMAX E DE BAYES	74
4.1. Os Elementos Básicos	49
4.2. O Princípio Minimax	52
4.3. O Princípio de Bayes	53
4.4. Estimadores de Bayes com Perda Quadrática	54

4.5. Exercícios	61
CAPÍTULO 5. ESTIMAÇÃO POR INTERVALO	96
5.1. Amostras de Populações Normais	96
5.2. O Método da Quantidade Pivotal.....	99
5.3. Intervalos para Populações Normais	105
5.3.1. O caso de uma única amostra	106
5.3.2. Duas amostras independentes	107
5.4. Intervalos de Confiança Aproximados.....	109
5.5. Intervalos de Confiança Bayesianos	111
5.6. Exercícios	114
CAPÍTULO 6. TESTES DE HIPÓTESES	118
6.1. Idéias Básicas	118
6.2. Formulação Estatística	119
6.3. Hipótese Nula Simples contra Alternativa Simples.	
Testes Mais Poderosos	123
6.4. Testes Uniformemente Mais Poderosos	130
6.4.1. Hipótese nula simples contra alternativa composta	130
6.4.2. Hipóteses compostas.....	133
6.5. Testes da Razão de Verossimilhanças Generalizada.....	134
6.6. Testes Bayesianos	149
6.7. Exercícios	150
REFERÊNCIAS	155
ÍNDICE REMISSIVO	156

PREFÁCIO

O objetivo principal deste texto é propiciar aos estudantes um material básico para um curso introdutório de Inferência Estatística usualmente ministrado em programas de bacharelado em Estatística. Lecionando há vários anos a referida disciplina em cursos de bacharelado e de pós graduação no Departamento de Estatística do Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, experimentamos várias alternativas didáticas, mas sempre nos ressentimos da ausência de textos adequados em português e até mesmo em inglês para o nível em questão. E foi pensando em preencher essa lacuna que resolvemos elaborar este trabalho, destinado aos estudantes com conhecimentos básicos de probabilidade e cálculo.

O texto está elaborado para um curso de um semestre com seis horas semanais, duas das quais devem ser reservadas para exercícios. É dividido em seis capítulos, tendo no final de cada um uma série de exercícios.

O Capítulo 1 é dedicado à descrição de alguns modelos comumente utilizados em situações práticas. São apresentados métodos de comparação entre estimadores, com ênfase especial ao método do Erro Quadrático Médio mínimo.

O Capítulo 2 apresenta à obtenção de estimadores eficientes, utilizando a desigualdade da informação, a partir da qual se obtém o limite inferior da variância dos estimadores não viciados. Usando esses resultados em alguns modelos importantes, é possível a obtenção de estimadores ótimos, ou seja, de menor variância. Uma família importante em que tais estimadores são obtidos é a bem conhecida família exponencial de distribuições, apresentada no texto com algum detalhe. A utilização de estatísticas suficientes, no sentido de apresentarem um resumo dos dados sem perda de informação, é também considerada nesse capítulo. Mostra-se também que estimadores que não são funções de estatísticas suficientes podem ser melhorados por meio do conhecido Teorema de Rao-Blackwell.

O Capítulo 3 é dedicado a técnicas de obtenção de estimadores, dentre as quais destacamos os métodos de máxima verossimilhança e dos momentos. Propriedades dos estimadores de máxima verossimilhança em grandes amostras são também consideradas. Essas propriedades permitem a realização de inferências em modelos mais complexos que são comumente utilizados em situações práticas.

No Capítulo 4 consideramos as idéias básicas da teoria das decisões, enfatizando a importância da função de risco como um meio de obtenção de bons estimadores. A utilização da função de risco permite a derivação de estimadores do tipo minimax e também de estimadores de Bayes, incorporando uma distribuição a priori para descrever conhecimentos subjetivos a cerca dos parâmetros de interesse.

A construção de intervalos de confiança com coeficientes de confiança exatos e aproximados é considerada no Capítulo 5. Um método importante de

construção de intervalos é o uso de quantidades pivotais. Tal enfoque propicia a construção de intervalos exatos para vários modelos importantes e aproximados em situações mais complexas. Intervalos Bayesianos baseados na distribuição a posteriori são também considerados.

O Capítulo 6 é dedicado à construção de testes de hipóteses. Testes ótimos para o caso de hipótese nula simples contra alternativa simples são derivados a partir do Lema de Neyman-Pearson. Algumas generalizações para hipóteses compostas são também consideradas. Problemas mais complexos que podem envolver hipóteses bilaterais são tratados utilizando a estatística da razão de verossimilhanças generalizada que, apesar de não possuir propriedades ótimas, leva em geral a bons procedimentos que não apresentam muita dificuldade de implementação.

Não incluímos no texto tabelas estatísticas, pois a ênfase maior é dada a problemas teóricos. No caso de haver necessidade de utilização de tabelas, sugerimos aos estudantes utilizar as tabelas em Bussab e Morettin (1987).

Agradecemos às colegas Elisete da Conceição Quintaneiro Aubin, Márcia D'Elia Branco e Silvia Lopes de Paula Ferrari que leram as versões preliminares e contribuíram com várias sugestões. Agradecemos também à aluna Jacqueline Sant'Eufemia David pela elaboração das figuras.

São Paulo, setembro de 2000

Heleno Bolfarine e Mônica C. Sandoval

1. Elementos Básicos

1.1 Alguns Modelos Especiais

Nesta seção consideramos alguns modelos probabilísticos que são comumente utilizados na análise de dados em problemas práticos. O modelo probabilístico (ou estatístico) é de suma importância para inferir resultados da amostra para a população toda. É importante que, na seleção do modelo a ser utilizado, o estatístico tenha em mente que o modelo deve representar, na medida do possível, a complexidade que envolve o mundo real da população em estudo. Entre os modelos mais utilizados, temos

1.1.1 O modelo normal

Dizemos que X tem distribuição normal com média μ e variância σ^2 , que denotamos por $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, se a função de densidade de probabilidade de X é dada por

$$f(x|\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < \infty,$$

em que $-\infty < \mu < \infty$ e $\sigma^2 > 0$. Nesse caso, μ e σ^2 são denominados parâmetros da distribuição e o suporte de X , isto é, $A(x) = \{x, f(x) > 0\}$, é a reta toda. Notemos também que

$$E[X] = \mu \quad \text{e} \quad Var[X] = \sigma^2.$$

Situações práticas em que o modelo normal é comumente utilizado incluem características populacionais, tais como: peso, altura, pressão arterial, quociente de inteligência, etc.

1.1.2 O modelo exponencial

Dizemos que X tem distribuição exponencial com parâmetro θ , que denotamos por $X \sim Exp(\theta)$, quando a função de densidade de probabilidade de X é dada por

$$f(x|\theta) = \theta e^{-\theta x}, \quad x > 0,$$

em que $\theta > 0$. Nesse caso, $A(x) = \{x, x > 0\}$. Notemos também que

$$E[X] = \frac{1}{\theta} \quad \text{e} \quad Var[X] = \frac{1}{\theta^2}.$$

O modelo exponencial é comumente empregado para descrever tempo de vida de equipamentos. Lembremos que o modelo exponencial tem a bem conhecida propriedade da falta de memória, ou seja, se o tempo de vida de um equipamento segue a distribuição exponencial, então, em qualquer instante, o equipamento é como se fosse novo, não importando o quanto ele já tenha sido utilizado.

1.1.3 O modelo binomial

Dizemos que a variável aleatória X tem distribuição binomial, com parâmetros n e θ , que denotamos por $X \sim Binomial(n, \theta)$, se sua função de probabilidade é dada por

$$f(x|\theta) = \binom{n}{x} \theta^x (1-\theta)^{n-x}, \quad x = 0, 1, \dots, n,$$

em que $0 < \theta < 1$. Nesse caso, o suporte de X é discreto e é dado por $A(x) = \{x, x = 0, 1, \dots, n\}$. Temos também que

$$E[X] = n\theta \quad \text{e} \quad Var[X] = n\theta(1-\theta).$$

Lembremos que, se X tem distribuição $Binomial(n, \theta)$, então, podemos escrever $X = Y_1 + \dots + Y_n$, sendo Y_1, \dots, Y_n variáveis aleatórias independentes e de Bernoulli, ou seja, a função de probabilidade de Y_i é dada por

$$f(y_i|\theta) = \theta^{y_i} (1-\theta)^{1-y_i}, \quad y_i = 0, 1,$$

$i = 1, \dots, n$. O modelo binomial (ou de Bernoulli) é comumente empregado em situações em que associamos a cada observação da amostra dois tipos de resposta (como, por exemplo, sim e não, ou sucesso e fracasso) aos quais associamos os valores 0 e 1. Tais situações envolvem, por exemplo, pesquisas eleitorais, em que os indivíduos na população são ou não favoráveis a determinado partido ou candidato; proporção de peças defeituosas produzidas em uma linha de produção e assim por diante.

1.1.4 O modelo de Poisson

Um outro modelo comumente empregado na prática é o modelo de Poisson. Dizemos que a variável aleatória X tem distribuição de Poisson com parâmetro

θ , que denotamos por $X \sim Poisson(\theta)$, quando a função de probabilidade é dada por

$$f(x|\theta) = \frac{e^{-\theta}\theta^x}{x!}, \quad x = 0, 1, \dots,$$

em que $\theta > 0$. Nesse caso, o suporte de X é o conjunto $A(x) = \{x, x = 0, 1, \dots\}$. Temos também que,

$$E[X] = Var[X] = \theta.$$

O modelo de Poisson é bastante utilizado para descrever situações que envolvem, por exemplo, o número de chamadas que chegam a uma central telefônica, o número de partículas α emitidas por uma fonte radioativa ou o número de pessoas que chegam a determinada fila, sempre em um intervalo de tempo fixado.

1.1.5 O modelo uniforme

O modelo uniforme é bastante importante do ponto de vista teórico. Dizemos que X tem distribuição uniforme no intervalo $(0, \theta)$, que denotamos por $X \sim U(0, \theta)$, se a função de densidade de X é dada por

$$\begin{aligned} f(x|\theta) &= \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 < x < \theta, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases} \\ &= \frac{1}{\theta} I_{(0,\theta)}(x), \end{aligned}$$

$\theta > 0$, em que

$$I_{(0,\theta)}(x) = \begin{cases} 1, & 0 < x < \theta, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

ou seja, $I_{(0,\theta)}(x)$ é a função indicadora do intervalo $(0, \theta)$. Notemos que, nesse caso, $A(x) = \{x, 0 < x < \theta\}$, ou seja, o suporte da variável X (ou de $f(x|\theta)$) depende do parâmetro θ . No caso dos modelos normal, exponencial, binomial e de Poisson, isso não acontece, ou seja, nesses casos, o suporte da distribuição de X é independente de θ . Temos também que, se $X \sim U(0, \theta)$, então,

$$E[X] = \frac{\theta}{2} \quad \text{e} \quad Var[X] = \frac{\theta^2}{12}.$$

No decorrer do texto, outros modelos paramétricos, como por exemplo, o modelo uniforme discreto e o modelo gama, serão apresentados. Veremos também que os modelos normal, exponencial, binomial e de Poisson são membros de uma família bastante geral de modelos, que é a família exponencial.

1.2 Tipos de Problemas

No presente texto, vamos nos ater exclusivamente a problemas de estimação e de testes de hipóteses.

Definição 1.2.1. *Seja X uma variável aleatória com função de densidade (ou de probabilidade) que abreviamos por f.d.p. (f.p.) e que denotamos por $f(x|\theta)$, em que θ é um parâmetro desconhecido. Chamamos de inferência estatística o problema que consiste em especificar um ou mais valores para θ , baseado em um conjunto de valores observados de X .*

Vamos assumir que a distribuição da variável aleatória X pertence a certa família de distribuições em que um particular elemento é especificado, quando o valor do parâmetro θ é especificado.

No caso de um problema de **estimação**, o objetivo é procurar, segundo algum critério especificado, valores que representem adequadamente os parâmetros desconhecidos. No caso de problemas de **testes de hipóteses**, o objetivo é verificar a validade de afirmações sobre um valor (ou valores) do(s) parâmetro(s) desconhecido(s). Por exemplo, quando o interesse é verificar se a proporção θ de eleitores de determinado candidato é maior que $1/2$ (ou 50%), as hipóteses a serem testadas são $H_0 : \theta \leq 1/2$ versus $H_1 : \theta > 1/2$. Quando estamos interessados em verificar se o peso médio, μ , de pacotes de um quilograma empacotados por determinada máquina realmente é um quilograma, então, as hipóteses a serem testadas podem ser representadas por $H_0 : \mu = 1$ versus $H_1 : \mu \neq 1$.

1.3 Amostras, Estatísticas e Estimadores

Nesta seção os conceitos de estatística e estimador são introduzidos. Critérios para a comparação de estimadores são também considerados.

Definição 1.3.1. *O conjunto de valores de uma característica (observável) associada a uma coleção de indivíduos ou objetos de interesse é dito ser uma população.*

Qualquer parte (ou subconjunto) de uma população é denominada uma amostra. De maneira mais formal, temos

Definição 1.3.2. *Uma sequência X_1, \dots, X_n de n variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (i.i.d.) com função de densidade (f.d.p.) ou, no caso discreto, função de probabilidade (f.p.) $f(x|\theta)$ é dita ser uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição de X . Nesse caso, temos,*

$$(1.3.1) \quad f(x_1, \dots, x_n | \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta) = f(x_1 | \theta) \dots f(x_n | \theta).$$

Concluímos, a partir da Definição 1.3.2, que usamos a amostra X_1, \dots, X_n para obter informação sobre o parâmetro θ . A função de densidade (ou de probabilidade) conjunta dada em (1.3.1) é denominada **função de verossimilhança** de θ , correspondente à amostra observada $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)'$ e será denotada por

$$L(\theta; \mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta).$$

Definição 1.3.3. Qualquer função da amostra que não depende de parâmetros desconhecidos é denominada uma estatística.

No exemplo que apresentamos a seguir, consideramos várias estatísticas que serão utilizadas com freqüência nos capítulos seguintes.

Exemplo 1.3.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X , com f.d.p. ou f.p. $f(x|\theta)$. Exemplos de estatísticas são

- (i) $X_{(1)} = \min(X_1, \dots, X_n)$,
- (ii) $X_{(n)} = \max(X_1, \dots, X_n)$,
- (iii) $\tilde{X} = \text{med}(X_1, \dots, X_n)$,
- (iv) $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$,
- (v) $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$.

Em (i), (ii) e (iii) acima, $\min(\cdot)$, $\max(\cdot)$ e $\text{med}(\cdot)$ denotam, respectivamente, o mínimo, o máximo e a mediana amostral observada. Por outro lado, \bar{X} e $\hat{\sigma}^2$ denotam, respectivamente, a média e a variância amostrais.

Definição 1.3.4. O conjunto Θ em que θ toma valores é denominado espaço paramétrico.

Exemplo 1.3.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, \sigma^2)$.

- (i) Se $\sigma^2 = 1$, então $\theta = \mu$ é o parâmetro desconhecido e

$$\Theta = \{\mu, -\infty < \mu < \infty\};$$

- (ii) Se $\mu = 0$, então $\theta = \sigma^2$ é o parâmetro desconhecido e

$$\Theta = \{\sigma^2, \sigma^2 > 0\};$$

(iii) Se μ e σ^2 são desconhecidos então $\theta = (\mu, \sigma^2)$ e

$$\Theta = \{(\mu, \sigma^2), -\infty < \mu < \infty \text{ e } \sigma^2 > 0\}.$$

Definição 1.3.5. Qualquer estatística que assuma valores em Θ é um estimador para θ .

Em muitas situações, o interesse é estimar uma função $g(\theta)$. Suponha, por exemplo, que no caso (iii) do exemplo anterior, o objetivo é estimar somente μ , sendo σ^2 um parâmetro de perturbação. Nesse caso, $g(\theta) = \mu$.

Definição 1.3.6. Qualquer estatística que assuma valores somente no conjunto dos possíveis valores de $g(\theta)$ é um estimador para $g(\theta)$.

Um dos grandes problemas da estatística é o de encontrar um estimador razoável para o parâmetro desconhecido θ ou para uma função $g(\theta)$. Um dos procedimentos comumente utilizados para se avaliar o desempenho de um estimador é o seu erro quadrático médio que é considerado a seguir.

Definição 1.3.7. O erro quadrático médio (EQM) de um estimador $\hat{\theta}$ do parâmetro θ é dado por

$$EQM[\hat{\theta}] = E[(\hat{\theta} - \theta)^2].$$

Pode-se mostrar (ver Exercício 1.1) que

$$(1.3.2) \quad EQM[\hat{\theta}] = Var[\hat{\theta}] + B^2(\hat{\theta}),$$

em que

$$B(\hat{\theta}) = E[\hat{\theta}] - \theta$$

é denominado o vício do estimador $\hat{\theta}$. Dizemos que um estimador $\hat{\theta}$ é **não viciado** para θ se

$$E[\hat{\theta}] = \theta,$$

para todo $\theta \in \Theta$, ou seja $B(\hat{\theta}) = 0$, para todo $\theta \in \Theta$. Se $\lim_{n \rightarrow \infty} B(\hat{\theta}) = 0$ para todo $\theta \in \Theta$, dizemos que o estimador $\hat{\theta}$ é **assintoticamente não viciado** para θ . No caso em que $\hat{\theta}$ é um estimador não viciado para θ , temos que

$$EQM[\hat{\theta}] = Var[\hat{\theta}],$$

ou seja, o erro quadrático médio de $\hat{\theta}$ se reduz à sua variância. Um outro conceito importante em grandes amostras ($n \rightarrow \infty$) é a propriedade de consistência que será considerada na Seção 3.7.

Exemplo 1.3.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com $E[X] = \mu$ e $Var[X] = \sigma^2$. Temos, então, que

$$E[\bar{X}] = E\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[X_i] = \mu$$

e

$$Var[\bar{X}] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n Var[X_i] = \frac{\sigma^2}{n}.$$

Portanto \bar{X} é um estimador não viciado para μ . Com relação à variância amostral, temos

$$\begin{aligned} E[\hat{\sigma}^2] &= \frac{1}{n} E \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[(X_i - \bar{X})^2] \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E\{[(X_i - \mu) - (\bar{X} - \mu)]^2\} \\ (1.3.3) \quad &= \frac{(n-1)}{n} \sigma^2. \end{aligned}$$

Portanto $\hat{\sigma}^2$ é viciado para σ^2 , mas é assintoticamente não viciado, ou seja, à medida que o tamanho da amostra aumenta, o vício diminui.

O erro quadrático médio é comumente empregado na comparação de estimadores. Dizemos, então, que $\hat{\theta}_1$ é **melhor** que $\hat{\theta}_2$ se

$$(1.3.4) \quad EQM[\hat{\theta}_1] \leq EQM[\hat{\theta}_2],$$

para todo θ , com \leq substituído por $<$ pelo menos para um valor de θ . Nesse caso, o estimador $\hat{\theta}_2$ é dito ser **inadmissível**. Se existir um estimador $\hat{\theta}^*$ tal que para todo estimador $\hat{\theta}$ de θ com $\hat{\theta} \neq \hat{\theta}^*$

$$(1.3.5) \quad EQM[\hat{\theta}^*] \leq EQM[\hat{\theta}],$$

para todo θ com \leq substituído por $<$ para pelo menos um θ , então $\hat{\theta}^*$ é dito ser ótimo para θ . Notemos que, se em (1.3.5) os estimadores são não viciados, então $\hat{\theta}^*$ é dito ser o estimador não viciado de variância uniformemente mínima, se

$$Var[\hat{\theta}^*] \leq Var[\hat{\theta}],$$

para todo θ , com \leq substituído por $<$ para pelo menos um θ .

Exemplo 1.3.4. Sejam X_1, X_2, X_3 uma amostra aleatória da variável aleatória X com $E[X] = \theta$ e $Var[X] = 1$. Consideremos os estimadores

$$\hat{\theta}_1 = \bar{X} = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad \text{e} \quad \hat{\theta}_2 = \frac{1}{2}X_1 + \frac{1}{4}X_2 + \frac{1}{4}X_3.$$

Como no Exemplo 1.3.3,

$$E[\hat{\theta}_1] = \theta \quad \text{e} \quad Var[\hat{\theta}_1] = \frac{1}{3}.$$

Temos também (ver Exercício 1.3) que

$$(1.3.6) \quad E[\hat{\theta}_2] = \theta \quad \text{e} \quad Var[\hat{\theta}_2] = \frac{6}{16}.$$

Como $\hat{\theta}_1$ e $\hat{\theta}_2$ são ambos não viciados, segue de (1.3.4) que \bar{X} é melhor que $\hat{\theta}_2$, pois $Var[\bar{X}] < Var[\hat{\theta}_2]$, para todo θ .

Exemplo 1.3.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com $E[X] = \theta$ e $Var[X] = \sigma^2$, em que σ^2 é conhecido. Consideramos agora os estimadores lineares

$$X_L = \sum_{i=1}^n l_i X_i,$$

em que $l_i \geq 0$, $i = 1, \dots, n$ são constantes conhecidas. Como

$$E[X_L] = E\left[\sum_{i=1}^n l_i X_i\right] = \sum_{i=1}^n l_i E[X_i] = \theta \sum_{i=1}^n l_i,$$

temos que X_L é um estimador não viciado para θ se e somente se

$$(1.3.7) \quad \sum_{i=1}^n l_i = 1.$$

O estimador X_L com a condição (1.3.7) é então uma combinação linear convexa de X_1, \dots, X_n . Notemos que $\hat{\theta}_1$ e $\hat{\theta}_2$ considerados no Exemplo 1.3.4 são combinações lineares convexas de X_1, X_2, X_3 . Temos também que

$$(1.3.8) \quad Var[X_L] = \sum_{i=1}^n l_i^2 Var[X_i] = \sigma^2 \sum_{i=1}^n l_i^2.$$

Portanto o estimador X_L , que é não viciado e apresenta a menor variância, é obtido minimizando-se (1.3.8) sujeito à condição (1.3.7). Para atingir tal objetivo, sendo $\bar{l} = \sum_{i=1}^n l_i/n = 1/n$ a média dos l_i 's, temos que

$$\sum_{i=1}^n (l_i - \bar{l})^2 = \sum_{i=1}^n l_i^2 - n\bar{l}^2 = \sum_{i=1}^n l_i^2 - 1/n,$$

de modo que

$$\begin{aligned}
Var[X_L] &= \sigma^2 \sum_{i=1}^n l_i^2 \\
(1.3.9) \quad &= \sigma^2 \left\{ \sum_{i=1}^n \left(l_i - \frac{1}{n} \right)^2 + \frac{1}{n} \right\}.
\end{aligned}$$

Assim, a expressão (1.3.9) será mínima quando $l_i = 1/n$, ou seja o estimador X_L com menor variância é a média amostral \bar{X} . Portanto, dentre todos os estimadores lineares não viciados X_L , o que apresenta a menor variância é a média amostral \bar{X} . De (1.3.9) segue também que $Var[\bar{X}] = \sigma^2/n$. Uma outra forma de minimizar a variância (1.3.8), sob a condição (1.3.7), é feita utilizando-se de multiplicadores de Lagrange. Nesse caso, temos o "Lagrangeano"

$$\mathcal{L}(\lambda) = \sigma^2 \sum_{i=1}^n l_i^2 - \lambda \left(\sum_{i=1}^n l_i - 1 \right).$$

Derivando sucessivamente com relação a l_1, \dots, l_n , temos as equações

$$2\sigma^2 l_1 - \lambda = 0, \quad \dots, \quad 2\sigma^2 l_n - \lambda = 0,$$

de modo que

$$2l_i \sigma^2 = 2l_n \sigma^2,$$

logo

$$l_i = l_n,$$

$i = 1, \dots, n$. Sendo $\sum_{i=1}^n l_i = 1$, segue que $l_i = 1/n$, $i = 1, \dots, n$, como concluído acima.

Exemplo 1.3.6. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, \sigma^2)$. Conforme visto no Exemplo 1.3.3, $\hat{\sigma}^2$ é um estimador viciado para σ^2 . De (1.3.3) segue que

$$S^2 = \frac{n}{n-1} \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

é um estimador não viciado para σ^2 . Por outro lado, temos (ver Exercício 1.4) que

$$(1.3.10) \quad EQM[S^2] = Var[S^2] = \frac{2\sigma^4}{n-1},$$

e que

$$(1.3.11) \quad EQM[\hat{\sigma}^2] = \frac{2\sigma^4}{(n-1)} \left[1 - \frac{(3n-1)}{2n^2} \right].$$

Notemos que $\hat{\sigma}^2$, apesar de viciado, apresenta um EQM menor que o EQM do estimador S^2 .

Exemplo 1.3.7. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X , com distribuição de Bernoulli com parâmetro θ , ou seja $Binomial(1, \theta)$. Conforme visto no modelo binomial, $Y = X_1 + \dots + X_n$ tem distribuição $Binomial(n, \theta)$. Consideraremos os estimadores

$$\hat{\theta}_1 = \bar{X} = \frac{Y}{n} \quad \text{e} \quad \hat{\theta}_2 = \frac{Y + \sqrt{n}/2}{n + \sqrt{n}}.$$

Como $E[\bar{X}] = \theta$, temos que

$$EQM[\hat{\theta}_1] = Var[\bar{X}] = \frac{\theta(1 - \theta)}{n}.$$

Por outro lado,

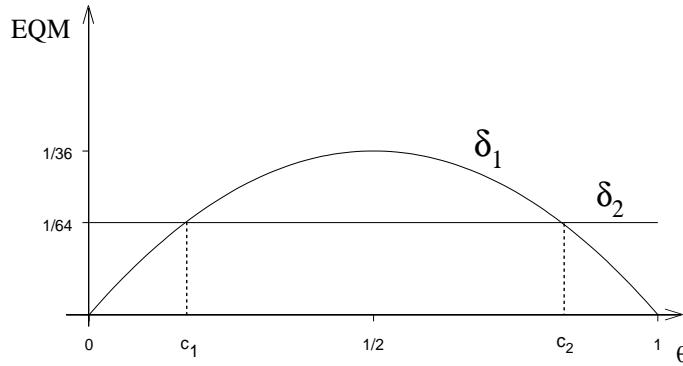
$$E[\hat{\theta}_2] = E\left[\frac{Y + \sqrt{n}/2}{n + \sqrt{n}}\right] = \frac{n\theta + \sqrt{n}/2}{n + \sqrt{n}} = \frac{n}{n + \sqrt{n}}\theta + \frac{\sqrt{n}/2}{n + \sqrt{n}},$$

de modo que $\hat{\theta}_2$ é um estimador viciado para θ . Notemos que, na verdade, o vício é uma função linear de θ . Portanto

$$\begin{aligned} EQM[\hat{\theta}_2] &= E\left[\left(\frac{Y + \sqrt{n}/2}{n + \sqrt{n}} - \theta\right)^2\right] \\ &= \frac{1}{(n + \sqrt{n})^2} E\left\{\left[(Y - n\theta) + \sqrt{n}\left(\frac{1}{2} - \theta\right)\right]^2\right\} \\ &= \frac{1}{(n + \sqrt{n})^2} \left\{Var[Y] + n\left(\frac{1}{2} - \theta\right)^2\right\} \\ &= \frac{n}{4(n + \sqrt{n})^2}. \end{aligned}$$

Um fato importante a ser notado é que o EQM do estimador $\hat{\theta}_2$ é independente de θ . O EQM dos dois estimadores é representado graficamente na Figura 1.1, para $n = 9$.

Temos, então, que nenhum dos estimadores é melhor uniformemente, isto é, para todo θ . Para $c_1 < \theta < c_2$, $EQM[\hat{\theta}_2] < EQM[\hat{\theta}_1]$, ou seja, $\hat{\theta}_2$ é melhor que $\hat{\theta}_1$. Por outro lado, para $\theta < c_1$ ou $\theta > c_2$, temos que $EQM[\hat{\theta}_1] < EQM[\hat{\theta}_2]$, ou seja, $\hat{\theta}_1$ é melhor que $\hat{\theta}_2$. Para o cálculo de c_1 e c_2 , ver Exercício 1.5.

Figura 1.1. EQM de $\delta_1 = \hat{\theta}_1$ e $\delta_2 = \hat{\theta}_2$ 

Exemplo 1.3.8. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim U(0, \theta)$. Vamos considerar $\hat{\theta}_1 = \bar{X}$ e $\hat{\theta}_2 = X_{(n)}$ como estimadores de θ . Como $E[X] = \theta/2$ e $Var[X] = \theta^2/12$ (ver o modelo (1.1.4)), temos que

$$(1.3.12) \quad E[\hat{\theta}_1] = E[\bar{X}] = \frac{\theta}{2},$$

e

$$(1.3.13) \quad Var[\hat{\theta}_1] = \frac{\theta^2}{12n}.$$

Portanto o estimador $\hat{\theta}_1$ é viciado para θ . Combinando (1.3.12) e (1.3.13) em (1.3.2), temos que

$$EQM[\hat{\theta}_1] = \frac{\theta^2}{12n} + \left(\frac{\theta}{2} - \theta\right)^2 = \frac{(1+3n)\theta^2}{12n}.$$

Por outro lado, a função de densidade de $X_{(n)}$ (ver Exercício 1.6) é dada por

$$(1.3.14) \quad f_{X_{(n)}}(x|\theta) = \frac{nx^{n-1}}{\theta^n}, \quad 0 < x < \theta,$$

logo

$$(1.3.15) \quad E[X_{(n)}] = \frac{n}{n+1}\theta \quad \text{e} \quad Var[X_{(n)}] = \frac{n\theta^2}{(n+1)^2(n+2)}.$$

Portanto

$$EQM[\hat{\theta}_2] = \frac{n\theta^2}{(n+1)^2(n+2)} + \frac{\theta^2}{(n+1)^2} = \frac{2\theta^2}{(n+1)(n+2)}.$$

A Tabela 1.1 mostra o valor do EQM dos dois estimadores para vários valores de n . Notemos também que, quando $n \rightarrow \infty$, $EQM[\hat{\theta}_1] \rightarrow \theta^2/4$ e que $EQM[\hat{\theta}_2] \rightarrow 0$.

Tabela 1.1. EQM de $\hat{\theta}_1$ e $\hat{\theta}_2$

n	$EQM[\hat{\theta}_1]$	$EQM[\hat{\theta}_2]$	$EQM[\hat{\theta}_2]/EQM[\hat{\theta}_1]$
3	$5\theta^2/18$	$\theta^2/10$	0,27
5	$4\theta^2/15$	$\theta^2/21$	0,12
10	$31\theta^2/120$	$\theta^2/662$	0,04
20	$61\theta^2/240$	$\theta^2/2312$	0,01

Portanto $X_{(n)}$ é melhor que \bar{X} para todo θ e $n > 1$.

Exemplo 1.3.9. Consideremos uma urna com N bolas idênticas marcadas com os números $1, \dots, N$. O objetivo é a estimativa de N , o número de bolas numeradas na urna. Esse problema está muitas vezes associado ao problema da estimativa do número N de táxis em uma cidade, em que os táxis estão numerados de 1 a N . Portanto uma determinada quantidade (n) de bolas (táxis) é observada, com reposição. Associada à i -ésima observação, temos a variável aleatória

X_i : número da i -ésima bola (táxi) retirada da urna,

$i = 1, \dots, n$. Nesse caso,

$$P[X_i = k] = \frac{1}{N}, \quad k = 1, \dots, N.$$

Portanto a distribuição de X_i é uniforme discreta, pois a distribuição de X_i associa a mesma probabilidade a todos os possíveis valores de X_i , $i = 1, \dots, n$. Como possíveis estimadores de N , consideremos inicialmente $\hat{N}_1 = \bar{X}$ e $\hat{N}_2 = X_{(n)}$. Não é difícil verificar que

$$(1.3.16) \quad E[\hat{N}_1] = E[\bar{X}] = \frac{N+1}{2}.$$

Por outro lado, desde que

$$P[X_{(n)} = k] = P[X_{(n)} \leq k] - P[X_{(n)} \leq k-1] = \left(\frac{k}{N}\right)^n - \left(\frac{k-1}{N}\right)^n,$$

temos que

$$E[X_{(n)}] = N^{-n} \left[N^{n+1} - \sum_{k=1}^N (k-1)^n \right].$$

Usando a aproximação (Feller, 1976),

$$\sum_{k=1}^N (k-1)^n = 1^n + \dots + (N-1)^n \cong \int_0^N y^n dy = \frac{N^{n+1}}{n+1},$$

(para N grande), temos que

$$(1.3.17) \quad E[\hat{N}_2] = E[X_{(n)}] \cong N^{-n} \left[N^{n+1} - \frac{N^{n+1}}{n+1} \right] = \frac{n}{n+1} N.$$

De (1.3.16) e (1.3.17), podemos definir novos estimadores. Por exemplo,

$$\hat{N}_3 = 2\bar{X} - 1,$$

que é não viciado e

$$\hat{N}_4 = \frac{n+1}{n} X_{(n)},$$

que é aproximadamente não viciado. Se $n = 8$ bolas são retiradas com reposição da caixa e os números observados são: 124, 212, 315, 628, 684, 712, 782, 926, então, $\hat{N}_1 = \bar{X} = 547,875$, $\hat{N}_3 = 2\bar{X} - 1 = 1095$, $\hat{N}_2 = X_{(n)} = 926$, e $\hat{N}_4 = 1042$. Podemos considerar também o estimador

$$\hat{N}_5 = \frac{X_{(n)}^{n+1} - (X_{(n)} - 1)^{n+1}}{X_{(n)}^n - (X_{(n)} - 1)^n},$$

que é um estimador não viciado para N (ver Exercício 1.7).

1.4 Exercícios

1.1. Verifique a validade da expressão (1.3.2).

1.2. Verifique a validade da expressão (1.3.3).

1.3. Verifique a validade da expressão (1.3.6).

1.4. Verifique a validade das expressões (1.3.10) e (1.3.11).

1.5. Encontre c_1 e c_2 na Figura 1.1. que são os pontos de intersecção dos erros quadráticos médios de $\hat{\theta}_1$ e $\hat{\theta}_2$.

1.6. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim U(0, \theta)$. Mostre que a função de densidade de probabilidade de $X_{(n)}$ é como dada em (1.3.14), com esperança e variância como dadas em (1.3.15).

1.7. Mostre que o \hat{N}_5 no Exemplo 1.3.9 é um estimador não viciado para N .

1.8. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória X , em que $X \sim N(\mu, 1)$. Considere os estimadores $\hat{\mu}_1 = \bar{X}$ e $\hat{\mu}_2 = 10$. Encontre o EQM de $\hat{\mu}_1$ e de $\hat{\mu}_2$ como função de μ . Faça um gráfico do EQM para $n = 10$.

1.9. Seja X uma única variável aleatória com distribuição de Bernoulli com parâmetro θ . Sejam $\hat{\theta}_1 = X$ e $\hat{\theta}_2 = 1/2$ dois estimadores de θ .

- (i) Verifique se $\hat{\theta}_1$ e $\hat{\theta}_2$ são não viciados para θ .
- (ii) Compare os $EQMs$. Faça um gráfico dos $EQMs$ como função de θ .

1.10. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória X com f.d.p. dada por

$$f(x|\theta) = e^{-(x-\theta)}, \quad x > \theta, \quad \theta > 0.$$

- (i) Especifique o espaço paramétrico e o suporte associado à distribuição de X .
- (ii) Verifique se $\hat{\theta}_1 = \bar{X}$ e $\hat{\theta}_2 = X_{(1)}$ são estimadores não viciados para θ .
- (iii) Encontre e compare os $EQMs$ dos dois estimadores. Faça um gráfico como função de θ .

1.11. Sejam X_1, \dots, X_n um amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória X com f.d.p. dada por

$$f(x|\theta) = \frac{2x}{\theta^2}, \quad 0 < x < \theta, \quad \theta > 0.$$

- (i) Especifique o espaço paramétrico e o suporte associado à distribuição de X .
- (ii) Verifique se $\hat{\theta}_1 = \bar{X}$ e $\hat{\theta}_2 = X_{(n)}$ são não viciados para θ .
- (iii) Encontre e compare os $EQMs$ dos dois estimadores. Faça um gráfico dos $EQMs$ como função de θ .

1.12. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição de uma variável aleatória $X \sim U(0, \theta)$. Considere os estimadores $\hat{\theta}_1 = c_1 \bar{X}$ e $\hat{\theta}_2 = c_2 X_{(n)}$.

- (i) Encontre c_1 e c_2 que tornam os estimadores não viciados.
- (ii) Encontre e compare os $EQMs$ dos dois estimadores.

1.13. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória $X \sim N(0, \sigma^2)$. Seja $S^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2$. Considere os estimadores

$$\hat{\sigma}_c^2 = cS^2.$$

- (i) Encontre o EQM do estimador acima.
- (ii) Encontre o valor de c que minimiza o EQM em (i).

2. Estimadores Eficientes e Estatísticas Suficientes

Neste capítulo será apresentada a noção de estimador eficiente, como sendo aquele que atinge o limite inferior da variância dos estimadores não viciados. Estimadores eficientes são obtidos apenas para distribuições que são membros de uma classe especial, que é a família exponencial de distribuições. Veremos também que todo estimador para ser ótimo, segundo o critério do menor erro quadrático médio, deve ser função de uma estatística suficiente. De modo informal, estatísticas suficientes para um parâmetro (ou para uma distribuição) são aquelas que condensam os dados sem perder nenhuma informação contida nos mesmos. Ou seja, elas são tão informativas para o parâmetro (ou para a distribuição) quanto a amostra toda.

2.1 Estimadores Eficientes

Eficiência de um estimador $\hat{\theta}$ de um parâmetro θ é definida a seguir.

Definição 2.1.1. *Chamamos de eficiência de um estimador $\hat{\theta}$, não viciado para o parâmetro θ , o quociente*

$$e(\hat{\theta}) = \frac{LI(\theta)}{Var[\hat{\theta}]},$$

onde $LI(\theta)$ é o limite inferior da variância dos estimadores não viciados de θ .

Convém notar que:

- (i) $e(\hat{\theta}) = 1$ quando $LI(\theta) = Var[\hat{\theta}]$, ou seja, quando a variância de $\hat{\theta}$ coincide com o limite inferior da variância dos estimadores não viciados de θ . Nesse caso, $\hat{\theta}$ é dito ser **eficiente**;

- (ii) como veremos no teorema seguinte,

$$(2.1.1) \quad LI(\theta) = \frac{1}{nE\left[\left(\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta}\right)^2\right]},$$

quando certas condições de regularidade estão satisfeitas;

(iii) as condições de regularidade a que nos referimos no item (ii) são basicamente duas, isto é, que o suporte $A(x) = \{x, f(x|\theta) > 0\}$ seja independente de θ e que seja possível a troca das ordens das operações de derivação e de integração sob a distribuição da variável aleatória X ;

(iv) a não ser que mencionado o contrário, todo logaritmo utilizado no texto é calculado na base e .

Exemplo 2.1.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, em que σ^2 é conhecido. Temos que

$$f(x|\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad -\infty < x < \infty,$$

e

$$\log f(x|\mu) = -\log \sqrt{2\pi} - \frac{1}{2} \log \sigma^2 - \frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}.$$

Portanto

$$(2.1.2) \quad \frac{\partial \log f(x|\mu)}{\partial \mu} = \frac{(x-\mu)}{\sigma^2}.$$

Assim,

$$E \left[\left(\frac{\partial \log f(X|\mu)}{\partial \mu} \right)^2 \right] = E \left[\frac{(X-\mu)^2}{\sigma^4} \right] = \frac{1}{\sigma^4} E[(X-\mu)^2] = \frac{1}{\sigma^2},$$

logo concluímos, juntamente com (2.1.1), que

$$LI(\mu) = \frac{\sigma^2}{n}.$$

Conforme visto no Exemplo 1.3.3, temos que

$$Var[\bar{X}] = \frac{\sigma^2}{n} = LI(\mu),$$

de modo que \bar{X} é um estimador eficiente para μ . De (2.1.2), temos também que

$$(2.1.3) \quad E \left[\frac{\partial \log f(X|\mu)}{\partial \mu} \right] = \frac{1}{\sigma^2} E[X - \mu] = 0.$$

Definição 2.1.2. A quantidade

$$\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta}$$

é chamada função escore.

O resultado (2.1.3) na verdade vale em geral quando valem as condições de regularidade, ou seja,

$$(2.1.4) \quad E \left[\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta} \right] = 0.$$

Portanto o valor esperado da função escore é sempre igual a zero.

Definição 2.1.3. A quantidade

$$I_F(\theta) = E \left[\left(\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta} \right)^2 \right],$$

é denominada informação de Fisher de θ .

Como consequência de (2.1.4) temos que

$$I_F(\theta) = Var \left[\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta} \right],$$

pois para uma variável aleatória X qualquer com $E[X] = 0$, $Var[X] = E[X^2]$. Um resultado importante (veja o Exercício 2.6) estabelece que

$$E \left[\left(\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta} \right)^2 \right] = -E \left[\frac{\partial^2 \log f(X|\theta)}{\partial \theta^2} \right].$$

Uma outra propriedade importante estabelece que para uma amostra aleatória, X_1, \dots, X_n , da variável aleatória X com f.d.p (ou f.p.) $f(x|\theta)$ e informação de Fisher $I_F(\theta)$, a informação total de Fisher de θ correspondente à amostra observada é a soma da informação de Fisher das n observações da amostra, ou seja, sendo

$$(2.1.5) \quad L(\theta; \mathbf{x}) = f(x_1, \dots, x_n | \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta),$$

a densidade conjunta de X_1, \dots, X_n , temos que

$$E \left[\left(\frac{\partial \log L(\theta; \mathbf{X})}{\partial \theta} \right)^2 \right] = -E \left[\frac{\partial^2 \log L(\theta; \mathbf{X})}{\partial \theta^2} \right]$$

$$(2.1.6) \quad = -E \left[\sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 \log f(X_i | \theta)}{\partial \theta^2} \right] = \sum_{i=1}^n E \left[-\frac{\partial^2 \log f(X_i | \theta)}{\partial \theta^2} \right] = n I_F(\theta),$$

pois $X_i, i = 1, \dots, n$ têm a mesma informação que X . Lembremos que, sendo X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X , então X_1, \dots, X_n são independentes e identicamente distribuídas com a mesma distribuição que X .

Teorema 2.1.1. Desigualdade da Informação. *Quando as condições de regularidade estão satisfeitas, a variância de qualquer estimador não viciado $\hat{\theta}$ do parâmetro θ satisfaz a desigualdade*

$$\text{Var}[\hat{\theta}] \geq \frac{1}{nI_F(\theta)}.$$

Prova. Vamos considerar o caso em que X é uma variável aleatória contínua. Sendo X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X , temos que

$$(2.1.7) \quad \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} L(\theta; \mathbf{x}) dx_1 \dots dx_n = 1,$$

onde $L(\theta; \mathbf{x})$ é dada em (2.1.5). Desde que $\hat{\theta}$ é não viciado, ou seja, $E[\hat{\theta}] = \theta$, temos também que

$$(2.1.8) \quad \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \hat{\theta} L(\theta; \mathbf{x}) dx_1 \dots dx_n = \theta.$$

Derivando ambos os lados de (2.1.7) com relação a θ , temos que

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} L(\theta; \mathbf{x}) dx_1 \dots dx_n = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\partial L(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta} dx_1 \dots dx_n = 0.$$

Por outro lado, de (2.1.8), temos que

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \hat{\theta} L(\theta; \mathbf{x}) dx_1 \dots dx_n = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} \hat{\theta} \frac{\partial L(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta} dx_1 \dots dx_n = 1.$$

Como

$$\frac{\partial L(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta} = t(\theta; \mathbf{x})L(\theta; \mathbf{x}),$$

onde

$$t(\theta; \mathbf{x}) = \frac{\partial \log L(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta},$$

temos das expressões acima que

$$E[t(\theta; \mathbf{X})] = 0,$$

e

$$E[\hat{\theta}t(\theta; \mathbf{X})] = 1.$$

Como

$$\rho_{\hat{\theta}t} = \frac{E[\hat{\theta}t(\theta; \mathbf{X})] - E[\hat{\theta}]E[t(\theta; \mathbf{X})]}{\sqrt{Var[\hat{\theta}]Var[t(\theta; \mathbf{X})]}},$$

onde $\rho_{\hat{\theta}t}$ denota o coeficiente de correlação entre $\hat{\theta}$ e t , de tal forma que $\rho_{\hat{\theta}t}^2 \leq 1$, temos que

$$Var[\hat{\theta}] \geq \frac{1}{Var[t(\theta; \mathbf{X})]}.$$

Como as variáveis X_1, \dots, X_n são independentes e identicamente distribuídas com densidade $f(x|\theta)$, temos de (2.1.5) e de (2.1.6) que

$$Var[t(\theta; \mathbf{X})] = Var\left[\frac{\partial \log L(\theta; \mathbf{X})}{\partial \theta}\right] = nI_F(\theta),$$

o que prova o resultado.

Exemplo 2.1.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória $X \sim Poisson(\theta)$, com função de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = \frac{e^{-\theta}\theta^x}{x!}, \quad x = 0, 1, \dots,$$

Nesse caso, temos que

$$\log f(x|\theta) = -\log x! + x \log \theta - \theta,$$

de modo que

$$\frac{\partial \log f(x|\theta)}{\partial \theta} = \frac{x}{\theta} - 1,$$

ou seja,

$$E\left[\frac{\partial^2 \log f(X|\theta)}{\partial \theta^2}\right] = -\frac{1}{\theta}.$$

Portanto

$$LI(\theta) = \frac{\theta}{n}.$$

Como $Var[\bar{X}] = \theta/n$, concluímos que \bar{X} é um estimador eficiente para θ .

Enfatizamos que a desigualdade da informação (inicialmente chamada de Cramér-Rao) não é um método de construção de estimadores. Ela apenas possibilita verificar se determinado estimador é ou não eficiente. É então importante que sejam estabelecidos métodos para construção de estimadores que tenham alguma propriedade interessante, ou que levem a estimadores com “boas” propriedades. Contudo, antes de estabelecermos tais métodos (ou critérios), vamos considerar estatísticas que reduzam (condensem) os dados sem que haja perda de informação. Tais estatísticas são conhecidas como estatísticas suficientes.

2.2 Estatísticas Suficientes

Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade ou de probabilidade $f(x|\theta)$. Quando resumimos a informação que os dados contêm sobre θ , utilizando uma estatística, é importante que não haja perda de informação sobre θ . Ou seja, a estatística a ser considerada deve, dentro do possível, conter toda a informação sobre θ presente na amostra. Em outras palavras, se pudermos usar uma estatística $T = T(X_1, \dots, X_n)$ para extrairmos toda informação que a amostra X_1, \dots, X_n contém sobre θ , então dizemos que T (que pode ser um vetor) é suficiente para θ . Desse modo, o conhecimento apenas de T (e não necessariamente da amostra completa X_1, \dots, X_n) é suficiente para que sejam feitas inferências sobre θ . A seguir apresentamos a definição formal.

Definição 2.2.1. *Dizemos que a estatística $T = T(X_1, \dots, X_n)$ é suficiente para θ , quando a distribuição condicional de X_1, \dots, X_n dado T for independente de θ .*

Os exemplos a seguir ilustram a obtenção de estatísticas suficientes pela utilização da Definição 2.2.1.

Exemplo 2.2.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição *Binomial*(1, θ), ou seja, de *Bernoulli*(θ). Vamos verificar se a estatística $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ . De acordo com a Definição 2.2.1, T é suficiente para θ , se a probabilidade condicional $P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t]$ for independente de θ . Temos, para $x_1, \dots, x_n = 0$ ou 1 e $t = 0, \dots, n$,

$$P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t] = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^n x_i \neq t, \\ \frac{P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n, T = t]}{P[T = t]}, & \sum_{i=1}^n x_i = t; \end{cases}$$

ou seja, sendo $\sum_{i=1}^n x_i = t$, temos que

$$\begin{aligned} P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t] &= \frac{P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n, T = t]}{P[T = t]} \\ &= \frac{P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n]}{\binom{n}{t} \theta^t (1 - \theta)^{n-t}} = \frac{P[X_1 = x_1] \dots P[X_n = x_n]}{\binom{n}{t} \theta^t (1 - \theta)^{n-t}} \\ &= \frac{\theta^{x_1} (1 - \theta)^{1-x_1} \dots \theta^{x_n} (1 - \theta)^{1-x_n}}{\binom{n}{t} \theta^t (1 - \theta)^{n-t}} = \frac{\theta^t (1 - \theta)^{n-t}}{\binom{n}{t} \theta^t (1 - \theta)^{n-t}} = \frac{1}{\binom{n}{t}}, \end{aligned}$$

pois sabemos que $T \sim \text{Binomial}(n, \theta)$. Portanto

$$P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t] = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^n x_i \neq t, \\ \frac{1}{\binom{n}{t}}, & \sum_{i=1}^n x_i = t, \end{cases}$$

de modo que, pela Definição 2.2.1, $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ .

Exemplo 2.2.2. Consideremos novamente a situação do Exemplo 2.2.1, com $n = 3$ e $T = X_1 + 2X_2 + X_3$. Vamos verificar se T é suficiente. Notemos que para $X_1 = 1, X_2 = 0, X_3 = 1$, temos que $T = 2$. Logo

$$(2.2.1) \quad P[X_1 = 1, X_2 = 0, X_3 = 1 | T = 2] = \frac{P[X_1 = 1, X_2 = 0, X_3 = 1]}{P[X_1 + 2X_2 + X_3 = 2]}$$

$$= \frac{P[X_1 = 1]P[X_2 = 0]P[X_3 = 1]}{P[X_1 = 1, X_2 = 0, X_3 = 1] + P[X_1 = 0, X_2 = 1, X_3 = 0]}$$

$$= \frac{\theta^2(1-\theta)}{\theta^2(1-\theta) + (1-\theta)^2\theta} = \theta.$$

Portanto, como a probabilidade (2.2.1) depende de θ , concluímos que T não é suficiente para θ , pois, nesse caso, a distribuição condicional de X_1, \dots, X_n dado T depende de θ .

Exemplo 2.2.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição de Poisson com parâmetro θ . Vamos verificar se $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ . Sabemos que $T = \sum_{i=1}^n X_i$ tem distribuição de Poisson com parâmetro $n\theta$. Assim, para $x_i = 0, 1, 2, \dots, i = 1, \dots, n$ e $t = 0, 1, \dots$, temos

$$P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t] = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^n x_i \neq t, \\ \frac{P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n]}{P[T = t]}, & \sum_{i=1}^n x_i = t; \end{cases}$$

de modo que se $\sum_{i=1}^n x_i = t$, então,

$$P[X_1 = x_1, \dots, X_n = x_n | T = t] = \frac{P[X_1 = x_1] \dots P[X_n = x_n]}{P[T = t]}$$

$$= \frac{e^{-\theta}\theta^{x_1}}{x_1!} \dots \frac{e^{-\theta}\theta^{x_n}}{x_n!} \frac{t!}{e^{-n\theta}(n\theta)^t}$$

$$= \frac{t!}{x_1!, \dots, x_n!} \frac{1}{n^t},$$

que é independente de θ . Segue, então, da Definição 2.2.1 que $\sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ .

Notemos que a Definição 2.2.1 permite, apenas, que possamos verificar se determinada estatística é ou não suficiente. Contudo não pode ser utilizada como um método para obtenção de estatísticas suficientes. Um procedimento para a obtenção de estatísticas suficientes é o critério da fatoração que apresentamos a seguir.

Teorema 2.2.1. (*Critério da Fatoração de Neyman*) Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$ e função de verossimilhança $L(\theta; \mathbf{x})$. Temos, então, que a estatística $T = T(X_1, \dots, X_n)$ é suficiente para θ , se e somente se pudermos escrever

$$(2.2.2) \quad L(\theta; \mathbf{x}) = h(x_1, \dots, x_n)g_\theta(T(x_1, \dots, x_n)),$$

onde $h(x_1, \dots, x_n)$ é uma função que depende apenas de x_1, \dots, x_n (não depende de θ) e $g_\theta(T(x_1, \dots, x_n))$ depende de θ e de x_1, \dots, x_n somente através de T .

Prova. Vamos provar o teorema apenas para o caso discreto. Nesse caso, $L(\theta; \mathbf{x}) = P_\theta[\mathbf{X} = \mathbf{x}]$. Suponhamos em primeiro lugar que (2.2.2) esteja verificada e então,

$$P_\theta[\mathbf{X} = \mathbf{x}] = f(\mathbf{x}|\theta) = h(\mathbf{x})g_\theta(T(\mathbf{x})).$$

Como

$$P[\mathbf{X} = \mathbf{x}|T(\mathbf{X}) = t] = \begin{cases} 0; & T(\mathbf{x}) \neq t \\ \frac{P_\theta[\mathbf{X} = \mathbf{x}, T(\mathbf{X}) = t]}{P_\theta[T(\mathbf{X}) = t]}; & T(\mathbf{x}) = t, \end{cases}$$

quando $T(\mathbf{x}) \neq t$, $P[\mathbf{X} = \mathbf{x}|T(\mathbf{x}) = t] = 0$, que é independente de θ , logo a condição da Definição 2.2.1 está verificada. Quando $T(\mathbf{x}) = t$, o evento $\{\mathbf{X} = \mathbf{x}, T(\mathbf{X}) = t\}$ está contido no evento $\{T(\mathbf{x}) = t\}$, então

$$\begin{aligned} \frac{P_\theta[\mathbf{X} = \mathbf{x}, T(\mathbf{X}) = t]}{P_\theta[T = t]} &= \frac{P_\theta[\mathbf{X} = \mathbf{x}]}{P_\theta[T = t]} \\ &= \frac{h(\mathbf{x})g_\theta(t)}{\sum_{\{\mathbf{x}: T(\mathbf{x})=t\}} h(\mathbf{x})g_\theta(t)} = \frac{h(\mathbf{x})}{\sum_{\{\mathbf{x}: T(\mathbf{x})=t\}} h(\mathbf{x})}, \end{aligned}$$

que é independente de θ , portanto $T = T(\mathbf{X})$ é suficiente para θ .

Suponhamos agora que $T = T(\mathbf{X})$ seja suficiente, de modo que a distribuição condicional de \mathbf{X} dado T é independente de θ . Sendo $T(\mathbf{x}) = t$, temos que

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}|\theta) &= P_\theta[\mathbf{X} = \mathbf{x}] = P_\theta[\mathbf{X} = \mathbf{x}, T(\mathbf{x}) = t] \\ &= P[\mathbf{X} = \mathbf{x}|T(\mathbf{x}) = t]P_\theta[T(\mathbf{X}) = t] = h(\mathbf{x})g_\theta(t), \end{aligned}$$

de modo que (2.2.2) está provada.

Exemplo 2.2.4. Consideremos novamente o modelo de Poisson do Exemplo 2.2.3. Temos, então, que

$$\begin{aligned} L(\theta; \mathbf{x}) &= \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) \\ &= \frac{e^{-\theta}\theta^{x_1}}{x_1!} \cdots \frac{e^{-\theta}\theta^{x_n}}{x_n!} = \frac{1}{x_1! \cdots x_n!} e^{-n\theta} \theta^{x_1 + \cdots + x_n}. \end{aligned}$$

Portanto, tomando

$$h(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{\prod_{i=1}^n x_i!} \prod_{i=1}^n I_{\{0,1,2,\dots\}}(x_i) \quad \text{e} \quad g_\theta(T(\mathbf{x})) = e^{-n\theta} \theta^{\sum_{i=1}^n x_i},$$

temos, pelo critério da fatoração, que $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ , onde $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$.

Exemplo 2.2.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim U(0, \theta)$. Conforme visto no Capítulo 1, temos que (veja o Modelo 1.1.5)

$$f(x|\theta) = \frac{1}{\theta} I_{[0,\theta]}(x).$$

Temos então

$$\begin{aligned} L(\theta; \mathbf{x}) &= \frac{1}{\theta} I_{[0,\theta]}(x_1) \dots \frac{1}{\theta} I_{[0,\theta]}(x_n) \\ &= \frac{1}{\theta^n} I_{[0,\theta]}(x_{(n)}) I_{[0,x_{(n)}]}(x_{(1)}), \end{aligned}$$

de modo que, pelo critério da fatoração, $X_{(n)}$ é uma estatística suficiente para θ .

Exemplo 2.2.6. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição $N(\mu, 1)$. Temos, então, que

$$\begin{aligned} L(\mu; \mathbf{x}) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_1-\mu)^2}{2}} \dots \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_n-\mu)^2}{2}} \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i-\mu)^2}{2}} \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{2}} e^{-\frac{n\mu^2}{2} + \mu \sum_{i=1}^n x_i}. \end{aligned}$$

Portanto, pelo critério da fatoração, $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ é uma estatística suficiente para μ .

2.3 Estatísticas Conjuntamente Suficientes

Na seção anterior vimos o caso uniparamétrico, ou seja, a distribuição dos dados depende de um único parâmetro θ . Nesta seção consideramos o caso multiparamétrico em que θ é um vetor de parâmetros, que denotamos por θ . Em muitas situações, o modelo estatístico depende de mais de um parâmetro. É o caso do modelo $N(\mu, \sigma^2)$, em que $\theta = (\mu, \sigma^2)$, sendo μ e σ^2 desconhecidos.

É o caso também do modelo $Gama(\alpha, \beta)$, em que α e β são desconhecidos e, portanto, $\theta = (\alpha, \beta)$.

Teorema 2.3.1. (*Critério da fatoração. Caso Multiparamétrico*) Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X , com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$. Temos, então, que a estatística r -dimensional $\mathbf{T} = (T_1, \dots, T_r)$, $T_i = T_i(\mathbf{X})$ é conjuntamente suficiente para θ se

$$L(\theta; \mathbf{x}) = f(x_1, \dots, x_n | \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta) = h(x_1, \dots, x_n) g_\theta(T_1(\mathbf{x}), \dots, T_r(\mathbf{x})),$$

onde $h(x_1, \dots, x_n)$ é uma função que não depende de θ e $g_\theta(T_1(\mathbf{x}), \dots, T_r(\mathbf{x}))$ depende de θ e de $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ somente por meio de $(T_1(\mathbf{x}), \dots, T_r(\mathbf{x}))$.

No caso do Teorema 2.3.1, dizemos que a estatística suficiente é de dimensão r , que em muitos casos é também a dimensão do espaço paramétrico Θ . Mas existem situações em que tal fato não ocorre, ou seja, a dimensão de Θ é menor que r .

Exemplo 2.3.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, onde μ e σ^2 são desconhecidos. Temos, então, que $\theta = (\mu, \sigma^2)$. Nesse caso, a função de verossimilhança pode ser escrita como

$$\begin{aligned} L(\theta; \mathbf{x}) &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}} \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n \frac{1}{\sigma^n} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 + \frac{\mu}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i - n \frac{\mu^2}{2\sigma^2}}, \end{aligned}$$

com $-\infty < \mu < \infty$ e $\sigma^2 > 0$. Tomando $h(x_1, \dots, x_n) = 1/(\sqrt{2\pi})^n$ e

$$g_\theta(t_1(\mathbf{x}), t_2(\mathbf{x})) = \frac{1}{\sigma^n} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i^2 + \frac{\mu}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n x_i - n \frac{\mu^2}{2\sigma^2}},$$

temos, de acordo com o critério da fatoração, que $\mathbf{T} = (\sum_{i=1}^n X_i, \sum_{i=1}^n X_i^2)$ é conjuntamente suficiente para (μ, σ^2) .

Definição 2.3.1. Dizemos que duas estatísticas T_1 e T_2 são equivalentes se existir uma relação 1:1 entre elas.

Em outras palavras, T_1 e T_2 são equivalentes se T_1 puder ser obtida a partir de T_2 e vice-versa. Nesse caso, temos que, se T_1 é suficiente para θ , então T_2 também é suficiente para θ . Esse resultado vale também para o caso multidimensional.

Exemplo 2.3.2. Consideremos novamente a situação do Exemplo 2.2.6. Vimos que $T_1 = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para μ . Como T_1 é equivalente a $T_2 = \sum_{i=1}^n X_i/n = \bar{X}$, temos que $T_2 = \bar{X}$ também é suficiente para μ .

Exemplo 2.3.3. Consideremos novamente a situação do Exemplo 2.3.1. Não é difícil verificar que $\mathbf{T}_1 = (\sum_{i=1}^n X_i, \sum_{i=1}^n X_i^2)$ e $\mathbf{T}_2 = (\bar{X}, S^2)$ são equivalentes. Como \mathbf{T}_1 é suficiente para θ (Exemplo 2.3.1), temos que \mathbf{T}_2 também é suficiente para $\theta = (\mu, \sigma^2)$.

Exemplo 2.3.4. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com distribuição $Gama(\alpha, \beta)$. Dizemos que $X \sim Gama(\alpha, \beta)$, se sua f.d.p. é dada por

$$f(x|\alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha x^{\alpha-1} e^{-\beta x}}{\Gamma(\alpha)}, \quad x > 0, \quad \alpha, \beta > 0.$$

onde $\Gamma(\cdot)$ é a função gama definida por $\Gamma(t) = \int_0^\infty x^{t-1} e^{-x} dx$, para $t > 0$. Então, $\theta = (\alpha, \beta)$. Temos que a função de verossimilhança correspondente à amostra observada é dada por

$$L(\theta; \mathbf{x}) = \frac{\beta^{n\alpha}}{\Gamma^n(\alpha)} \prod_{i=1}^n x_i^{\alpha-1} e^{-\beta \sum_{i=1}^n x_i} I_{(0, \infty)}(\mathbf{x}),$$

$\alpha > 0, \beta > 0$. Portanto, pelo critério da fatoração, temos que $\mathbf{T}_1 = (\prod_{i=1}^n X_i, \sum_{i=1}^n X_i)$ é conjuntamente suficiente para θ . Notemos que a estatística $\mathbf{T}_2 = (\sum_{i=1}^n \log X_i, \bar{X})$ é equivalente a \mathbf{T}_1 .

2.4 Famílias Exponenciais

Muitos dos modelos estatísticos considerados nas seções anteriores podem ser considerados como casos especiais de uma família mais geral de distribuições.

Definição 2.4.1. Dizemos que a distribuição da variável aleatória X pertence à família exponencial unidimensional de distribuições, se pudermos escrever sua f.p. ou f.d.p. como

$$(2.4.1) \quad f(x|\theta) = e^{c(\theta)T(x)+d(\theta)+S(x)}, \quad x \in A$$

onde c, d são funções reais de θ ; T, S são funções reais de x e A não depende de θ .

Notemos que no caso em que X é contínua, para que $f(x|\theta)$ em (2.4.1) seja uma função de densidade, é necessário que

$$\int_A e^{c(\theta)T(x)+d(\theta)+S(x)} dx = 1,$$

ou seja,

$$\int_A e^{c(\theta)T(x)+S(x)}dx = e^{-d(\theta)},$$

de modo que $d(\theta)$ está associado à constante de normalização da densidade. Resultado similar vale para o caso em que X é uma variável aleatória discreta.

Exemplo 2.4.1. Seja X uma variável aleatória com distribuição de Bernoulli(θ). Então, podemos escrever

$$f(x|\theta) = \theta^x(1-\theta)^{1-x} = \left(\frac{\theta}{1-\theta}\right)^x (1-\theta) = e^{x \log(\frac{\theta}{1-\theta}) + \log(1-\theta)}, \quad x = \{0, 1\}.$$

Portanto a distribuição de X pertence à família exponencial unidimensional com

$$c(\theta) = \log\left(\frac{\theta}{1-\theta}\right), \quad d(\theta) = \log(1-\theta),$$

$$T(x) = x, \quad S(x) = 0, \quad A = \{0, 1\}.$$

Exemplo 2.4.2. Seja X uma variável aleatória com distribuição $N(\mu, 1)$. Temos, então, que

$$f(x|\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2}} = e^{\mu x - \frac{\mu^2}{2} - \frac{x^2}{2} - \log \sqrt{2\pi}}.$$

Portanto a distribuição da variável aleatória X pertence à família exponencial unidimensional com

$$c(\mu) = \mu, \quad d(\mu) = -\frac{\mu^2}{2},$$

$$T(x) = x \quad e \quad S(x) = -\frac{x^2}{2} - \log \sqrt{2\pi}, \quad A = IR.$$

Outras distribuições que podem ser colocadas na forma da família exponencial unidimensional são, por exemplo, binomial, de Poisson e exponencial. O próximo resultado estabelece que amostras aleatórias de famílias exponenciais unidimensionais são também membros da família exponencial unidimensional.

Teorema 2.4.1. *Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X , com função de densidade (ou de probabilidade) dada por (2.4.1). Então, a distribuição conjunta de X_1, \dots, X_n é dada por*

$$(2.4.2) \quad f(x_1, \dots, x_n|\theta) = e^{c^*(\theta) \sum_{i=1}^n T(x_i) + d^*(\theta) + S^*(\mathbf{x})}, \quad \mathbf{x} \in A^n,$$

que também é da família exponencial com $T(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n T(x_i)$, $c^*(\theta) = c(\theta)$, $d^*(\theta) = nd(\theta)$, e $S^*(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n S(x_i)$.

Notemos de (2.4.2) que considerando

$$h(x_1, \dots, x_n) = e^{\sum_{i=1}^n S(x_i)} \prod_{i=1}^n I_A(x_i), \quad \text{e} \quad g_\theta(T) = e^{c(\theta) \sum_{i=1}^n T(x_i) + nd(\theta)},$$

temos, pelo critério da fatoração, que a estatística $T(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n T(X_i)$ é suficiente para θ .

Definição 2.4.2. Dizemos que a distribuição da variável aleatória (ou de um vetor aleatório) X pertence à família exponencial de dimensão k se a função de densidade (ou de probabilidade) de X é dada por

$$(2.4.3) \quad f(x|\theta) = e^{\sum_{j=1}^k c_j(\theta)T_j(x) + d(\theta) + S(x)}, \quad x \in A,$$

onde c_j , T_j , d e S são funções reais, $j = 1, \dots, k$, e como no caso unidimensional, $d(\theta)$ está associado à constante de normalização de (2.4.3) e A não depende de θ .

Também, no caso de dimensão k , amostras de famílias exponenciais de dimensão k têm distribuições que são membros da família exponencial de dimensão k . Para uma amostra X_1, \dots, X_n de uma variável aleatória com função de densidade (ou de probabilidade) dada por (2.4.3), temos que a função de densidade (ou de probabilidade) conjunta de X_1, \dots, X_n é dada por

$$f(x_1, \dots, x_n|\theta) = e^{\sum_{j=1}^k c_j^*(\theta) \sum_{i=1}^n T_j(x_i) + d^*(\theta) + S^*(\mathbf{x})},$$

onde

$$T_j^*(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n T_j(x_i), \quad c_j^*(\theta) = c_j(\theta),$$

$$S^*(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n S(x_i), \quad d^*(\theta) = nd(\theta).$$

Nesse caso, (T_1^*, \dots, T_k^*) é conjuntamente suficiente para θ .

Exemplo 2.4.3. Consideremos mais uma vez a situação do Exemplo 2.3.1. Nesse caso, temos que $\theta = (\mu, \sigma^2)$, com

$$(2.4.4) \quad f(x|\theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}},$$

$$= e^{-\frac{1}{2\sigma^2}x^2 + \frac{\mu}{\sigma^2}x - \frac{\mu^2}{2\sigma^2} - \frac{1}{2}\log\sigma^2 - \log\sqrt{2\pi}},$$

que é da família exponencial bidimensional com

$$T_1(x) = x, \quad T_2(x) = x^2, \quad c_1(\theta) = \frac{\mu}{\sigma^2}, \quad c_2(\theta) = -\frac{1}{2\sigma^2},$$

$$d(\theta) = -\frac{\mu}{2\sigma^2} - \frac{1}{2} \log \sigma^2, \quad S(x) = -\log \sqrt{2\pi}, \quad A = IR.$$

A distribuição de uma amostra aleatória da densidade (2.4.4) é também da família exponencial com $T_1(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i$ e $T_2(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n X_i^2$, que são conjuntamente suficientes para (μ, σ^2) .

Exemplo 2.4.4. Vamos considerar agora o caso em que o vetor (X, Y) é distribuído de acordo com a distribuição normal bivariada com $\theta = (\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho)$, que denotamos por

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} \sim N_2 \left(\begin{pmatrix} \mu_x \\ \mu_y \end{pmatrix}; \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & \rho\sigma_x\sigma_y \\ \rho\sigma_x\sigma_y & \sigma_y^2 \end{pmatrix} \right),$$

e com densidade

$$(2.4.5) \quad f(x, y | \theta) = \frac{\sigma_x^{-1} \sigma_y^{-1}}{\sqrt{2\pi(1-\rho^2)}} e^{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x-\mu_x)^2}{\sigma_x^2} - \frac{2\rho}{\sigma_x \sigma_y} (x-\mu_x)(y-\mu_y) + \frac{(y-\mu_y)^2}{\sigma_y^2} \right]}.$$

A densidade pode ser escrita como

$$f(x, y | \theta) = e^{\frac{1}{(1-\rho^2)} \left[\frac{\mu_x}{\sigma_x^2} - \frac{\rho\mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \right] x + \frac{1}{(1-\rho^2)} \left[\frac{\mu_y}{\sigma_y^2} - \frac{\rho\mu_x}{\sigma_x \sigma_y} \right] y}$$

$$e^{-\frac{1}{2(1-\rho^2)\sigma_x^2} x^2 - \frac{1}{2(1-\rho^2)\sigma_y^2} y^2 + \frac{\rho}{(1-\rho^2)\sigma_x \sigma_y} xy}$$

$$e^{-\frac{\mu_x^2}{2(1-\rho^2)\sigma_x^2} - \frac{\mu_y^2}{2(1-\rho^2)\sigma_y^2} + \frac{\rho\mu_x\mu_y}{(1-\rho^2)\sigma_x \sigma_y} - \log \sigma_x \sigma_y \sqrt{1-\rho^2} - \log 2\pi},$$

que corresponde a uma densidade na forma da família exponencial de dimensão 5, em que

$$c_1(\theta) = \frac{1}{(1-\rho^2)} \left[\frac{\mu_x}{\sigma_x^2} - \frac{\rho\mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \right], \quad T_1(x, y) = x,$$

$$c_2(\theta) = \frac{1}{(1-\rho^2)} \left[\frac{\mu_y}{\sigma_y^2} - \frac{\rho\mu_x}{\sigma_x \sigma_y} \right], \quad T_2(x, y) = y,$$

$$c_3(\theta) = -\frac{1}{2(1-\rho^2)\sigma_x^2}, \quad T_3(x, y) = x^2,$$

$$c_4(\theta) = -\frac{1}{2(1-\rho^2)\sigma_y^2}, \quad T_4(x, y) = y^2,$$

$$c_5(\theta) = \frac{\rho}{(1-\rho^2)\sigma_x \sigma_y}, \quad T_5(x, y) = xy.$$

As funções $d(\theta)$ e $S(x, y)$ são obtidas de maneira similar.

Consideremos uma amostra aleatória $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ da densidade normal bivariada (2.4.5). Temos, portanto, que a estatística

$$\mathbf{T}_1 = \left(\sum_{i=1}^n X_i, \sum_{i=1}^n Y_i, \sum_{i=1}^n X_i^2, \sum_{i=1}^n Y_i^2, \sum_{i=1}^n X_i Y_i \right)$$

é conjuntamente suficiente para $\theta = (\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho)$. Notemos que a estatística

$$\mathbf{T}_2 = (\bar{X}, \bar{Y}, S_x^2, S_y^2, S_{xy}),$$

onde $S_x^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2/n$, $S_y^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2/n$ e $S_{xy} = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})/n$ é equivalente a \mathbf{T}_1 e, portanto, é também conjuntamente suficiente para θ . Estimadores comumente considerados para θ e que são funções de \mathbf{T}_2 são

$$(2.4.6) \quad \hat{\mu}_x = \bar{X}, \quad \hat{\mu}_y = \bar{Y}, \quad \hat{\sigma}_x^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2/n, \quad \hat{\sigma}_y^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2/n,$$

e

$$(2.4.7) \quad \hat{\rho} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}.$$

O estimador $\hat{\rho}$ é conhecido como coeficiente de correlação de Pearson. Podemos mostrar que os estimadores de θ dados por (2.4.6) e (2.4.7) são estimadores de máxima verossimilhança.

2.5 Estimadores Baseados em Estatísticas Suficientes

Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$. Seja $T = T(X_1, \dots, X_n)$ uma estatística suficiente para θ e $S = S(X_1, \dots, X_n)$ um estimador de θ que não é função da estatística suficiente T . Então,

$$(2.5.1) \quad \hat{\theta} = E[S|T],$$

é um estimador de θ , ou seja, é uma função de T que não depende de θ , pois, sendo T suficiente, a distribuição condicional de X_1, \dots, X_n dado T é independente de θ . Notemos que $S = S(X_1, \dots, X_n)$ é uma função apenas de X_1, \dots, X_n . Temos, também, que se S é um estimador não viciado de θ , então $\hat{\theta}$ é também não viciado para θ (veja o Exercício 2.8). Contudo o resultado mais

importante, conhecido como Teorema de Rao-Blackwell, estabelece que, se S é um estimador não viciado de θ , então,

$$(2.5.2) \quad \text{Var}[\hat{\theta}] \leq \text{Var}[S],$$

para todo θ . Para provar esse resultado, notemos que

$$\begin{aligned} \text{Var}[S] &= E\{\text{Var}[S|T]\} + \text{Var}\{E[S|T]\} \\ &\geq \text{Var}\{E[S|T]\} = \text{Var}[\hat{\theta}], \end{aligned}$$

pois $E\{\text{Var}[S|T]\} \geq 0$. Portanto temos de (2.5.2) que o estimador $\hat{\theta}$ baseado na estatística suficiente T apresenta uma variância menor (ou igual) que a variância do estimador não viciado S . Desse modo, qualquer estimador S que não é função de uma estatística suficiente pode ser melhorado pelo procedimento (2.5.1).

Exemplo 2.5.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim \text{Poisson}(\theta)$. Queremos estimar $P(X = 0) = \tau = e^{-\theta}$. Temos que a estatística $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ . Consideremos

$$S = \begin{cases} 1, & X_1 = 0, \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Temos que $E(S) = P(X_1 = 0) = e^{-\theta}$, logo S é não viciado para $e^{-\theta}$. Notemos que, para $t = 0, 1, 2, \dots$,

$$\begin{aligned} E[S|T = t] &= P(X_1 = 0|T = t) = \frac{P(\sum_{i=2}^n X_i = t)P(X_1 = 0)}{P(\sum_{i=1}^n X_i = t)} \\ &= \frac{e^{-(n-1)\theta}((n-1)\theta)^t}{t!} e^{-\theta} \frac{t!}{e^{-n\theta}(n\theta)^t} = \left(\frac{n-1}{n}\right)^t, \end{aligned}$$

portanto de acordo com (2.5.1) temos que o estimador

$$\hat{\tau} = \left(\frac{n-1}{n}\right)^{\sum_{i=1}^n X_i}$$

é não viciado e é melhor que o estimador S , pois apresenta EQM menor.

A seguir apresentamos a definição de estatística completa que, em conjunto com a definição de suficiência, possibilita a obtenção do estimador ótimo, isto é, o estimador não viciado de variância uniformemente mínima.

Definição 2.5.1. Uma estatística $T = T(X_1, \dots, X_n)$ é dita ser completa em relação à família $f(x|\theta) : \theta \in \Theta$, se a única função real g , definida no domínio

de T , tal que $E[g(T)] = 0$, para todo θ é a função nula, isto é, $g(T) = 0$ com probabilidade 1.

Exemplo 2.5.2. Consideremos novamente o Exemplo 2.2.1. Temos que

$$E[g(T)] = \sum_{x=0}^n g(x) \binom{n}{x} \theta^x (1-\theta)^{n-x} = 0 \quad \text{para todo } \theta,$$

se e somente se

$$(2.5.3) \quad \sum_{x=0}^n g(x) \binom{n}{x} \rho^x = 0, \quad \text{para todo } \rho$$

onde $\rho = \theta/(1-\theta)$. Como o lado esquerdo de (2.5.3) é um polinômio em ρ de grau n temos que $g(x) = 0$ para todo x . Portanto $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é completa em relação à família Binomial.

Exemplo 2.5.3. Sejam X_1, X_2 uma amostra aleatória da variável $X \sim Bernoulli(\theta)$. Seja $T = X_1 - X_2$. Temos que $E(T) = E(X_1 - X_2) = 0$, logo existe a função $g(T) = T$ tal que $E(g(T)) = 0$, mas $g(T) \neq 0$ com probabilidade 1. Portanto $T = X_1 - X_2$ não é completa.

A demonstração do teorema a seguir pode ser encontrada em Lehmann (1986).

Teorema 2.5.2. Suponha que X tenha distribuição da família exponencial k -dimensional (como definida em 2.4.2). Então, a estatística

$$T(\mathbf{X}) = \left(\sum_{i=1}^n T_1(X_i), \dots, \sum_{i=1}^n T_k(X_i) \right)$$

é suficiente para θ . $T(\mathbf{X})$ será também completa desde que o domínio de variação de $(c_1(\theta), \dots, c_k(\theta))$ contenha um retângulo k -dimensional.

No caso uniparamétrico, é necessário que o domínio de variação de $c(\theta)$ contenha um intervalo da reta. No caso bidimensional, um quadrado e assim por diante.

Teorema 2.5.3. (Lehmann-Scheffé) Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com f.d.p. (ou f.p.), $f(x|\theta)$. Seja T uma estatística suficiente e completa. Seja S um estimador não viciado de θ . Então $\hat{\theta} = E(S|T)$ é o único estimador não viciado de θ baseado em T e é o estimador não viciado de variância uniformemente mínima (ENVVUM) para θ .

Prova. De (2.5.1) e (2.5.2) temos que $\hat{\theta}$ é um estimador não viciado de θ e que, na procura de ENVVUM's para θ , basta procurar entre os que são função de

T (pois os que não são podem ser melhorados). Falta provar, então, que há um único estimador não viciado de θ que é função de T . Para isso, suponha que existam $\hat{\theta}_1$ e $\hat{\theta}_2$, ambos funções de T , tais que

$$E(\hat{\theta}_1) = E(\hat{\theta}_2) = \theta,$$

de modo que $E(\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_2) = 0$ e como T é completa, $\hat{\theta}_1 - \hat{\theta}_2 = 0$, e portanto $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_2$ com probabilidade 1.

Exemplo 2.5.4. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição de Poisson com parâmetro θ . Pelos Exemplos 2.2.4 e 2.5.2 temos que $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é uma estatística suficiente e completa. Como \bar{X} é um estimador não viciado de θ e é função de T , é o ENVVUM.

2.6 Exercícios

2.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(0, \sigma^2)$.

- (i) Encontre o limite inferior da variância dos estimadores não viciados de σ^2 .
- (ii) Encontre uma estatística suficiente para σ^2 .
- (iii) Obtenha a partir desta estatística um estimador não viciado para σ^2 .
- (iv) Verifique se este estimador é eficiente.

2.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim \text{Binomial}(2, \theta)$.

- (i) Encontre o limite inferior da variância dos estimadores não viciados de θ .
- (ii) Encontre uma estatística suficiente para θ .
- (iii) Obtenha um estimador não viciado para θ que seja função da estatística suficiente.
- (iv) Verifique se o estimador é eficiente.

2.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X com função densidade de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = \theta x^{\theta-1}, \quad 0 < x < 1, \quad \theta > 0.$$

- (i) Mostre que a f.d.p. pertence à família exponencial.
- (ii) Encontre o limite inferior da variância dos estimadores não viciados de θ .
- (iii) Encontre uma estatística suficiente para θ e sua distribuição.
- (iv) Sugira um estimador não viciado para θ que seja função da estatística suficiente e verifique se é eficiente.

2.4. Sejam X_1, X_2 uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim \text{Poisson}(\theta)$. Mostre que $T = X_1 + 2X_2$ não é suficiente para θ .

2.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$ para a qual as condições de regularidade estão satisfeitas. Seja $\hat{\gamma}$ um estimador não viciado para $g(\theta)$. Mostre que

$$Var(\hat{\gamma}) \geq \frac{(g'(\theta))^2}{nE\left[\left(\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta}\right)^2\right]}.$$

2.6. Seja $f(x|\theta)$ uma função densidade para a qual as condições de regularidade estão satisfeitas. Mostre que

$$E\left[\left(\frac{\partial \log f(X|\theta)}{\partial \theta}\right)^2\right] = -E\left[\frac{\partial^2 \log f(X|\theta)}{\partial \theta^2}\right].$$

2.7. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com f.d.p. dada por

$$f(x|\theta) = e^{-(x-\theta)}, \quad x > \theta, \quad \theta > 0.$$

- (i) Encontre uma estatística suficiente para θ .
- (ii) Baseado nesta estatística, obtenha um estimador não viciado para θ .

2.8. Mostre que se S é um estimador não viciado de θ , então $\hat{\theta}$ dado por (2.5.1) também é não viciado para θ .

2.9. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$.

- (i) Mostre que o estimador $\hat{\gamma} = \bar{X}^2 - 1/n$ é não viciado para $g(\mu) = \mu^2$.
- (ii) Existe ENVVUM para μ^2 ?
- (iii) Encontre o limite inferior da variância dos estimadores não viciados de $g(\mu) = \mu^2$ e verifique se $\hat{\gamma}$ é eficiente.

2.10. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Bernoulli(\theta)$. Obtenha o ENVVUM para $\theta(1-\theta)$.

Sugestão: verifique se $S^2 = \frac{n}{(n-1)}\bar{X}(1-\bar{X})$ é não viciado para $\theta(1-\theta)$.

2.11. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com distribuição geométrica com parâmetro θ , isto é,

$$f(x|\theta) = \theta(1-\theta)^x, \quad x = 0, 1, 2, \dots, \quad 0 < \theta < 1.$$

Encontre o ENVVUM para $1/\theta$.

2.12. Sejam Y_1, \dots, Y_n variáveis aleatórias independentes onde $Y_i \sim N(\beta x_i, \sigma^2)$, onde x_i é conhecido, $i = 1, \dots, n$. Note que, neste caso, as variáveis Y_i não são identicamente distribuídas.

- (i) Encontre uma estatística conjuntamente suficiente para β e σ^2 .
- (ii) Baseado nessa estatística, obtenha os ENVVUM para β e para σ^2 .

3. Métodos de Estimação

No capítulo anterior consideramos um critério para verificar se determinado estimador é ou não eficiente. Contudo tal procedimento não é um método que possibilita, em geral, a obtenção de estimadores em situações específicas. Vimos também que todo bom estimador deve ser função de uma estatística suficiente. Neste capítulo vamos considerar alguns métodos que possibilitam a obtenção de estimadores em situações específicas. O primeiro método que consideramos é o método de máxima verossimilhança em que estimadores são obtidos a partir da maximização da função de verossimilhança. O segundo método considerado é o método dos momentos em que estimadores são obtidos igualando-se os momentos amostrais aos correspondentes momentos populacionais.

3.1 O Método de Máxima Verossimilhança

O conceito de função de verossimilhança, enunciado a seguir, é central na teoria da verossimilhança.

Definição 3.1.1. *Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$, com $\theta \in \Theta$, onde Θ é o espaço paramétrico. A função de verossimilhança de θ correspondente à amostra aleatória observada é dada por*

$$(3.1.1) \quad L(\theta; \mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta).$$

Definição 3.1.2. *O estimador de máxima verossimilhança de θ é o valor $\hat{\theta} \in \Theta$ que maximiza a função de verossimilhança $L(\theta; \mathbf{x})$.*

O logaritmo natural da função de verossimilhança de θ é denotado por

$$(3.1.2) \quad l(\theta; \mathbf{x}) = \log L(\theta; \mathbf{x}).$$

Não é difícil verificar que o valor de θ que maximiza a função de verossimilhança $L(\theta; \mathbf{x})$, também maximiza $l(\theta; \mathbf{x})$ dada por (3.1.2). Além disso, no caso

uniparamétrico onde Θ é um intervalo da reta e $l(\theta; \mathbf{x})$ é derivável, o estimador de máxima verossimilhança pode ser encontrado como a raiz da equação de verossimilhança

$$(3.1.3) \quad l'(\theta; \mathbf{x}) = \frac{\partial l(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta} = 0.$$

Em alguns exemplos simples, a solução da equação de verossimilhança pode ser obtida explicitamente. Em situações mais complicadas, a solução da equação (3.1.3) será em geral obtida por procedimentos numéricos. Para se concluir que a solução da equação (3.1.3) é um ponto de máximo, é necessário verificar se

$$(3.1.4) \quad l''(\hat{\theta}; \mathbf{x}) = \frac{\partial^2 \log L(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta^2} \Big|_{\theta=\hat{\theta}} < 0.$$

Em situações em que Θ é discreto ou em que o máximo de $l(\theta; \mathbf{x})$ ocorre na fronteira de Θ (Exemplo 1.3.8), o estimador de máxima verossimilhança não pode ser obtido a partir da solução de (3.1.3). Em tais situações, o máximo é obtido a partir da inspeção da função de verossimilhança.

Exemplo 3.1.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$. Nesse caso, a função de verossimilhança é dada por

$$L(\mu; \mathbf{x}) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2},$$

com $\Theta = \{\mu; -\infty < \mu < \infty\}$. Como

$$l(\mu; \mathbf{x}) = -n \log \sqrt{2\pi} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2,$$

segue de (3.1.3) que a equação de verossimilhança é dada por

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu}) = 0,$$

logo o estimador de máxima verossimilhança de μ é dado por

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}.$$

Não é difícil verificar nesse caso que (3.1.4) está satisfeita.

Então \bar{X} , além de ser eficiente (Exemplo 2.1.1) e função da estatística suficiente, é também estimador de máxima verossimilhança.

Exemplo 3.1.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Bernoulli(\theta)$. Nesse caso, a função de verossimilhança de θ é dada por

$$L(\theta; \mathbf{x}) = \theta^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-\theta)^{n-\sum_{i=1}^n x_i},$$

com $\Theta = \{\theta; 0 < \theta < 1\}$. De modo que

$$l(\theta; \mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i \log \theta + \left(n - \sum_{i=1}^n x_i \right) \log(1-\theta).$$

Portanto segue de (3.1.3) que a equação de verossimilhança de θ é dada por

$$\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\hat{\theta}} - \frac{(n - \sum_{i=1}^n x_i)}{1 - \hat{\theta}} = 0,$$

logo o estimador de máxima verossimilhança de θ é dado por

$$\hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i,$$

pois neste caso, (3.1.4) também está verificada.

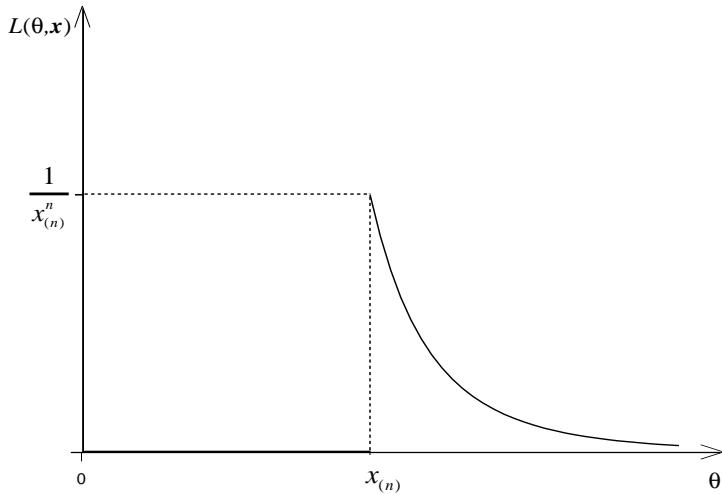
O exemplo a seguir ilustra uma situação em que a equação (3.1.3) não pode ser utilizada.

Exemplo 3.1.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim U(0, \theta)$. Conforme visto no Exemplo 2.2.5, podemos escrever a função de verossimilhança como

$$(3.1.5) \quad L(\theta; \mathbf{x}) = \frac{1}{\theta^n} I_{[0, \theta]}(x_{(n)}) I_{[0, x_{(n)}]}(x_{(1)}),$$

onde $\Theta = \{\theta; \theta > 0\}$. Nesse caso, a equação de verossimilhança (3.1.3) não leva a nenhum estimador para θ . Por outro lado, o gráfico da função de verossimilhança de θ é dado pela Figura 3.1.

Como a função de verossimilhança (3.1.5) é nula para $\theta < x_{(n)}$ e vale $1/\theta^n$ para $\theta \geq X_{(n)}$, temos que o máximo de $L(\theta; \mathbf{x})$ é dado por $\hat{\theta} = X_{(n)}$, que é uma estatística suficiente para θ . Nesse caso o estimador de máxima verossimilhança de θ é viciado (ver Exemplo 1.3.8.).

Figura 3.1. Função de Verossimilhança

No caso discreto, o estimador de máxima verossimilhança de θ , $\hat{\theta}$, pode ser interpretado como o valor de θ que maximiza a probabilidade de se observar a amostra que foi selecionada. O exemplo a seguir ilustra bem esse fato.

Exemplo 3.1.4. Temos uma caixa com bolas brancas e vermelhas. Sabe-se que a proporção θ de bolas vermelhas na caixa é $1/3$ ou $2/3$. Portanto $\Theta = \{1/3, 2/3\}$. Para obtermos informação sobre θ , uma amostra de $n = 3$ bolas é observada com reposição e apresenta bola vermelha na primeira extração e branca na segunda e na terceira extrações. Definindo

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{se a } i\text{-ésima retirada apresenta bola vermelha} \\ 0, & \text{se a } i\text{-ésima retirada apresenta bola branca,} \end{cases}$$

para $i = 1, 2, 3$, temos que a função de verossimilhança de θ associada à amostra observada é dada por

$$L(\theta; \mathbf{x}) = P_\theta[X_1 = 1, X_2 = 0, X_3 = 0] = \theta(1 - \theta)(1 - \theta) = \theta(1 - \theta)^2.$$

Como

$$L\left(\frac{1}{3}; \mathbf{x}\right) = \frac{1}{3} \left(\frac{2}{3}\right)^2 = \frac{4}{27}$$

e

$$L\left(\frac{2}{3}; \mathbf{x}\right) = \frac{2}{3} \left(\frac{1}{3}\right)^2 = \frac{2}{27},$$

temos que a estimativa de máxima verossimilhança de θ é dada por $\hat{\theta} = 1/3$, pois

$$L\left(\frac{1}{3}; \mathbf{x}\right) > L\left(\frac{2}{3}; \mathbf{x}\right).$$

O exemplo que apresentamos a seguir ilustra uma situação em que o estimador de máxima verossimilhança não é único.

Exemplo 3.1.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória $X \sim U(\theta - 1/2, \theta + 1/2)$, isto é

$$f(x|\theta) = I_{[\theta-1/2, \theta+1/2]}(x),$$

$\theta > 0$. Temos, então, que

$$\begin{aligned} L(\theta; \mathbf{x}) &= I_{[\theta-1/2, \theta+1/2]}(x_1) \dots I_{[\theta-1/2, \theta+1/2]}(x_n) \\ &= I_{[x_{(n)}-1/2, x_{(1)}+1/2]}(\theta), \end{aligned}$$

pois

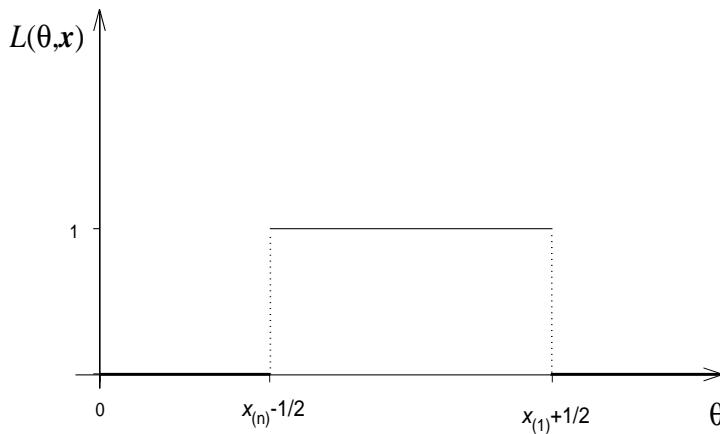
$$\theta - 1/2 \leq x_i \leq \theta + 1/2, \quad i = 1, \dots, n,$$

se e somente se

$$\theta \leq x_{(1)} + 1/2 \quad \text{e} \quad x_{(n)} - 1/2 \leq \theta.$$

A Figura 3.2 apresenta o gráfico da função $L(\theta; \mathbf{x})$.

Figura 3.2. Função de Verossimilhança



Como $L(\theta; \mathbf{x})$ é nula para $\theta < x_{(n)} - 1/2$ e para $\theta > x_{(1)} + 1/2$ e constante no intervalo $[x_{(n)} - 1/2; x_{(1)} + 1/2]$, temos que qualquer ponto desse intervalo é um estimador de máxima verossimilhança de θ . Em particular,

$$\hat{\theta} = \frac{X_{(1)} + X_{(n)}}{2}$$

é um estimador de máxima verossimilhança de θ .

Em alguns casos, principalmente quando a verossimilhança está associada a modelos mais complexos, a função de verossimilhança não apresenta solução analítica explícita. Em tais casos, os estimadores de máxima verossimilhança podem ser obtidos por meio de métodos numéricos. Vamos denotar por $U(\theta)$ a função escore, ou seja,

$$U(\theta) = \frac{\partial \log L(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta},$$

temos que, para o estimador de máxima verossimilhança $\hat{\theta}$,

$$U(\hat{\theta}) = 0,$$

de modo que, expandindo $U(\hat{\theta})$ em série de Taylor em torno de um ponto θ_0 , obtemos

$$0 = U(\hat{\theta}) \cong U(\theta_0) + (\hat{\theta} - \theta_0)U'(\theta_0),$$

ou seja, chegamos a equação

$$(3.1.6) \quad \hat{\theta} \cong \theta_0 - \frac{U(\theta_0)}{U'(\theta_0)}.$$

Da equação (3.1.6), obtemos o procedimento iterativo (Newton-Raphson)

$$(3.1.7) \quad \theta_{j+1} = \theta_j - \frac{U(\theta_j)}{U'(\theta_j)},$$

que é iniciado com o valor θ_0 e então um novo valor θ_1 é obtido a partir de (3.1.7) e assim por diante, até que o processo se estabilize, ou seja, para um dado ϵ pequeno, $|\theta_{j+1} - \theta_j| < \epsilon$. Nesse caso, o ponto $\hat{\theta}$ em que o processo se estabiliza é tomado como o estimador de máxima verossimilhança de θ . Em alguns casos, a substituição de $U'(\theta_j)$ em (3.1.7) por $E[U'(\theta_j)]$, ou seja, a informação de Fisher em θ_j correspondente à amostra observada multiplicada por -1 , apresenta significativa simplificação no procedimento. Esse método é conhecido como método do escore. O exemplo a seguir ilustra uma aplicação de tal procedimento.

Exemplo 3.1.6. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X com função de densidade dada por

$$(3.1.8) \quad f(x|\theta) = \frac{1}{2}(1 + \theta x); \quad -1 \leq x \leq 1, \quad -1 \leq \theta \leq 1.$$

Nesse caso,

$$L(\theta; \mathbf{x}) = \frac{1}{2^n} \prod_{i=1}^n (1 + \theta x_i),$$

de modo que

$$U(\theta) = \frac{\partial \log L(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{1 + \theta x_i}.$$

Assim

$$U'(\theta) = - \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{(1 + \theta x_i)^2},$$

de modo que o procedimento iterativo (3.1.7) se reduz a

$$(3.1.9) \quad \theta_{j+1} = \theta_j + \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{1 + \theta_j x_i}}{\sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{(1 + \theta_j x_i)^2}}.$$

Podemos verificar que a informação de Fisher de θ é dada, para $\theta \neq 0$, por

$$I_F(\theta) = \frac{1}{2\theta^3} \left\{ \log \left(\frac{1+\theta}{1-\theta} \right) - 2\theta \right\},$$

de modo que um procedimento alternativo a (3.1.9) é dado por

$$(3.1.10) \quad \theta_{j+1} = \theta_j - \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{1 + \theta_j x_i}}{n I_F(\theta_j)}.$$

Uma amostra de tamanho $n = 20$ é gerada a partir da densidade (3.1.8) com $\theta = 0, 4$. Os dados foram gerados a partir do método da função de distribuição, ou seja, sendo $F(X) = U$, temos que $U \sim U(0, 1)$. Nesse caso, como

$$F(x) = \int_{-1}^x \frac{1}{2}(1 + \theta y) dy = \frac{x+1}{2} + \frac{\theta(x^2-1)}{4},$$

temos que se $U \sim U(0, 1)$, então,

$$(3.1.11) \quad x = \frac{-1 + 2\sqrt{1/4 - \theta(1/2 - \theta/4 - u)}}{\theta}$$

tem distribuição com função de densidade dada por (3.1.8), ou seja, para u gerado a partir da $U(0, 1)$, x obtido a partir de (3.1.11) é um valor gerado a partir da distribuição com função de densidade dada por (3.1.8). As observações geradas são dadas na Tabela 3.1.

Tabela 3.1. $n = 20$ observações da densidade (3.1.8) com $\theta = 0,4$

0,3374	0,9285	0,6802	-0,2139	0,1052
-0,9793	-0,2623	-0,1964	0,5234	-0,0349
-0,6082	0,7509	0,3424	-0,7010	-0,2605
0,4077	-0,7435	0,9862	0,9704	0,5313

Escrevendo um programa em Fortran (outra linguagem poderia também ser facilmente utilizada) para calcular o estimador de máxima verossimilhança, obtemos, após 10 iterações do programa, a Tabela 3.2 em que a segunda coluna corresponde ao procedimento dado em (3.1.9) e a terceira coluna corresponde ao procedimento (3.1.10). Como valor inicial para o procedimento iterativo foi usado $\theta_0 = \bar{X} = 0,1282$.

Tabela 3.2. Valores de $\hat{\theta}$ obtidos nas 10 iterações

Iteração	Usando (3.1.9)	Usando (3.1.10)
1	0,128188	0,128188
2	0,358745	0,371861
3	0,351170	0,349163
4	0,351140	0,351328
5	0,351140	0,351123
6	0,351140	0,351142
7	0,351140	0,351140
8	0,351140	0,351140
9	0,351140	0,351140
10	0,351140	0,351140

3.2 Propriedades dos Estimadores de Máxima Verossimilhança

O teorema a seguir apresenta uma propriedade importante dos estimadores de máxima verossimilhança, estabelecendo que o estimador de máxima verossimilhança é função de uma estatística suficiente.

Teorema 3.2.1. *Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$. Seja $T = T(X_1, \dots, X_n)$ uma estatística suficiente para θ . Então o estimador de máxima verossimilhança $\hat{\theta}$ (se existir) é função de T .*

Prova. De acordo com o critério da fatoração, temos que se T é suficiente para θ , então,

$$L(\theta; \mathbf{x}) = h(\mathbf{x})g_\theta(T(\mathbf{x})),$$

onde $g_\theta(T(\mathbf{x}))$ depende de \mathbf{x} somente através de T . Como $h(\mathbf{x})$ é constante com relação a θ , temos que maximizar $L(\theta; \mathbf{x})$ com relação a θ é equivalente a maximizar $g_\theta(T(\mathbf{x}))$ com relação a θ . Como $g_\theta(T(\mathbf{x}))$ depende de \mathbf{x} somente através de T , temos que $\hat{\theta}$ será obrigatoriamente uma função de T . Outras propriedades são apresentadas nas subseções seguintes.

3.2.1 Invariância

A seguir apresentamos uma propriedade bastante importante do método de máxima verossimilhança. Seja $g(\cdot)$ uma função real $1 : 1$ (inversível) definida em Θ .

Teorema 3.2.2. (*O princípio da invariância.*) *Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$. Se $\hat{\theta}$ é um estimador de máxima verossimilhança de θ , então $g(\hat{\theta})$ é um estimador de máxima verossimilhança de $g(\theta)$.*

Prova. Provamos o resultado para o caso em que g é $1:1$. Sendo $g(\cdot)$ uma função $1:1$, temos que $g(\cdot)$ é inversível, de modo que $\theta = g^{-1}(g(\theta))$. Assim

$$(3.2.1) \quad L(\theta; \mathbf{x}) = L(g^{-1}(g(\theta)); \mathbf{x}),$$

de modo que $\hat{\theta}$ maximiza os dois lados de (3.2.1). Logo

$$\hat{\theta} = g^{-1}(\widehat{g(\theta)}),$$

portanto

$$\widehat{g(\theta)} = g(\hat{\theta}),$$

ou seja, o estimador de máxima verossimilhança de $g(\theta)$ é $\widehat{g(\theta)}$.

Exemplo 3.2.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória $X \sim \text{Bernoulli}(\theta)$. Nesse caso, o parâmetro de interesse é $g(\theta) = \theta(1-\theta)$. De acordo com o princípio da invariância, temos que o estimador de máxima verossimilhança de $g(\theta)$ é dado por

$$(3.2.2) \quad g(\hat{\theta}) = \overline{X}(1 - \overline{X}).$$

De acordo com o Exercício 2.10 temos que o estimador dado em (3.2.2) é viciado para $g(\theta)$. Por outro lado, usando o Exercício 2.10, temos que

$$E[g(\hat{\theta})] - g(\theta) = \frac{1}{n}\theta(1-\theta),$$

que decresce à medida que n aumenta.

Exemplo 3.2.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$. Vimos que $\hat{\mu} = \bar{X}$ é o estimador de máxima verossimilhança de μ . Suponhamos que queremos estimar

$$g(\mu) = P_\mu[X \leq 0] = \Phi(-\mu).$$

Pelo princípio da invariância, temos que

$$g(\hat{\mu}) = \Phi(-\bar{X})$$

é o estimador de máxima verossimilhança de $g(\mu)$.

Exemplo 3.2.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória $X \sim Exp(\theta)$ com densidade

$$f(x|\theta) = \theta e^{-\theta x},$$

$\theta > 0$ e $x > 0$. Nesse caso, $\hat{\theta} = \bar{X}^{-1}$ é o estimador de máxima verossimilhança de θ . Suponhamos que é de interesse estimar

$$g(\theta) = P_\theta[X > 1] = e^{-\theta}.$$

De acordo com o princípio da invariância, temos que o estimador de máxima verossimilhança é

$$g(\hat{\theta}) = e^{-1/\bar{X}}.$$

Nos três exemplos acima, vimos situações em que o estimador de máxima verossimilhança é uma função complicada da amostra observada. Certamente, não é uma tarefa fácil encontrar a distribuição do estimador $\Phi(-\bar{X})$, por exemplo. Contudo, se o tamanho da amostra for grande, o estimador de máxima verossimilhança apresentará uma distribuição aproximadamente normal, como veremos adiante. Além disso, veremos que o estimador de máxima verossimilhança é eficiente, em grandes amostras.

3.2.2 Distribuição em grandes amostras

No caso em que o tamanho da amostra é grande, e as condições de regularidade, especificadas no Capítulo 2, estão satisfeitas, temos que

$$(3.2.3) \quad \sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow{a} N\left(0, \frac{1}{I_F(\theta)}\right),$$

e

$$(3.2.4) \quad \sqrt{n}(g(\hat{\theta}) - g(\theta)) \xrightarrow{a} N\left(0, \frac{(g'(\theta))^2}{I_F(\theta)}\right),$$

onde " $\stackrel{a}{\sim}$ " significa distribuição assintótica. Temos então que, para amostras grandes, os estimadores de máxima verossimilhança de θ e $g(\theta)$ são aproximadamente não viciados, cujas variâncias coincidem com os correspondentes limites inferiores das variâncias dos estimadores não viciados de θ e $g(\theta)$. Portanto, em grandes amostras, temos que o estimador de máxima verossimilhança é eficiente.

Exemplo 3.2.4. Considere o modelo do Exemplo 3.2.1. De acordo com (3.2.4), temos que a distribuição do estimador de máxima verossimilhança (3.2.2) é dada por

$$\sqrt{n}(g(\hat{\theta}) - \theta(1 - \theta)) \stackrel{a}{\sim} N(0, (1 - 2\theta)^2\theta(1 - \theta)),$$

pois $g'(\theta) = 1 - 2\theta$.

Exemplo 3.2.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Poisson(\theta)$. Nesse caso, temos que o estimador de máxima verossimilhança de θ é $\hat{\theta} = \bar{X}$ (verifique!). De acordo com o princípio da invariância, temos que o estimador de máxima verossimilhança de $e^{-\theta}$ é dado por

$$g(\hat{\theta}) = e^{-\bar{X}}.$$

Do resultado (3.2.4), temos que

$$\sqrt{n}(g(\hat{\theta}) - e^{-\theta}) \stackrel{a}{\sim} N(0, \theta e^{-2\theta}).$$

3.3 Verossimilhança para Amostras Independentes

Existem situações em que temos duas ou mais amostras independentes de distribuições que dependem de um parâmetro θ de interesse. No caso de duas amostras aleatórias independentes, X_1, \dots, X_n e Y_1, \dots, Y_n , podemos escrever

$$(3.3.1) \quad L(\theta; \mathbf{x}, \mathbf{y}) = L(\theta; \mathbf{x})L(\theta; \mathbf{y}),$$

devido à independência entre as amostras. Portanto a verossimilhança conjunta é igual ao produto da verossimilhança correspondente à amostra X_1, \dots, X_n pela verossimilhança correspondente à amostra Y_1, \dots, Y_n . De (3.3.1), podemos escrever

$$l(\theta; \mathbf{x}, \mathbf{y}) = l(\theta; \mathbf{x}) + l(\theta; \mathbf{y}),$$

de modo que o logaritmo da verossimilhança conjunta é igual à soma do logaritmo das verossimilhanças correspondentes a cada uma das amostras. O exemplo que apresentamos a seguir ilustra uma tal situação.

Exemplo 3.3.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória correspondente a $X \sim N(\mu, 4)$ e Y_1, \dots, Y_n uma amostra aleatória correspondente a $Y \sim N(\mu, 9)$.

Assumindo que as duas amostras são independentes, temos que a verossimilhança correspondente à amostra conjunta é dada por

$$\begin{aligned}
 (3.3.2) \quad L(\mu; \mathbf{x}, \mathbf{y}) &= L(\mu; \mathbf{x})L(\mu; \mathbf{y}) \\
 &= \left(\frac{1}{2\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{8}} \left(\frac{1}{3\sqrt{2\pi}} \right)^m e^{-\sum_{i=1}^m \frac{(y_i - \mu)^2}{18}} \\
 &= \left(\frac{1}{2\sqrt{2\pi}} \right)^n \left(\frac{1}{3\sqrt{2\pi}} \right)^m e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{8} - \sum_{i=1}^m \frac{(y_i - \mu)^2}{18}}.
 \end{aligned}$$

Usando o critério da fatoração, não é difícil verificar que uma estatística suficiente para μ é dada por

$$(3.3.3) \quad T(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{4} + \frac{\sum_{i=1}^m Y_i}{9}.$$

Além disso, o logaritmo da verossimilhança (3.3.2) pode ser escrito como

$$l(\mu; \mathbf{x}, \mathbf{y}) = -\frac{n}{2} \log 8\pi - \frac{m}{2} \log 18\pi - \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{8} - \sum_{i=1}^m \frac{(y_i - \mu)^2}{18},$$

de modo que

$$\frac{\partial \log L(\mu; \mathbf{x}, \mathbf{y})}{\partial \mu} = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \hat{\mu})}{4} + \sum_{i=1}^m \frac{(y_i - \hat{\mu})}{9} = 0,$$

cuja solução é dada por

$$\hat{\mu} = \frac{\frac{1}{4} \sum_{i=1}^n X_i + \frac{1}{9} \sum_{i=1}^m Y_i}{\frac{n}{4} + \frac{m}{9}}.$$

Podemos notar que o estimador de máxima verossimilhança é função da estatística suficiente dada em (3.3.3).

3.4 O Caso Multiparamétrico

Nas seções anteriores discutimos a obtenção dos estimadores de máxima verossimilhança e estudamos suas propriedades no caso em que a função de verossimilhança depende apenas de um parâmetro. Nesta seção vamos considerar situações em que $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_r)$, ou seja, a verossimilhança depende de dois ou mais parâmetros. O espaço paramétrico será denotado por Θ . Nos casos em que as condições de regularidade estão satisfeitas, os estimadores de máxima verossimilhança de $\theta_1, \dots, \theta_r$ podem ser obtidos como solução das equações

$$\frac{\partial \log L(\theta; \mathbf{x})}{\partial \theta_i} = 0,$$

$i = 1, \dots, r$. Nos casos em que o suporte da distribuição de X depende de θ ou o máximo ocorre na fronteira de Θ , o estimador de máxima verossimilhança é em geral obtido inspecionando o gráfico da função de verossimilhança, como no caso uniparamétrico. Nos casos em que a função de verossimilhança depende de dois parâmetros, θ_1 e θ_2 , utilizando a equação

$$\frac{\partial \log L(\theta_1, \theta_2; \mathbf{x})}{\partial \theta_1} = 0,$$

obtemos uma solução para θ_1 como função de θ_2 , que podemos denotar por $\hat{\theta}_1(\theta_2)$. Substituindo a solução para θ_1 na verossimilhança conjunta, temos agora uma função apenas de θ_2 , ou seja,

$$g(\theta_2; \mathbf{x}) = l(\hat{\theta}_1(\theta_2), \theta_2; \mathbf{x}),$$

conhecida como verossimilhança perfilada de θ_2 que pode ser usada para que o estimador de máxima verossimilhança de θ_2 possa ser obtido. A maximização de $g(\theta_2; \mathbf{x})$ pode, então, ser feita de maneira usual, ou seja, através de derivação, quando possível.

Exemplo 3.4.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, onde μ e σ^2 são desconhecidos. Temos, então, que $\theta = (\mu, \sigma^2)$, com

$$L(\theta; \mathbf{x}) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right)^{n/2} e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}},$$

de modo que

$$l(\mu, \sigma^2; \mathbf{x}) = -\frac{n}{2} \log 2\pi\sigma^2 - \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2}.$$

Assim

$$\frac{\partial l(\mu, \sigma^2; \mathbf{x})}{\partial \mu} = 2 \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \hat{\mu})}{2\sigma^2} = 0$$

que leva ao estimador $\hat{\mu} = \bar{X}$. Portanto o logaritmo da verossimilhança perfilada de σ^2 é dada por

$$g(\sigma^2; \mathbf{x}) = -\frac{n}{2} \log 2\pi\sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2,$$

logo o estimador de máxima verossimilhança de σ^2 é obtido como solução da equação

$$\frac{\partial g(\sigma^2; \mathbf{x})}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\hat{\sigma}^2} + \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{2\hat{\sigma}^4} = 0$$

que leva ao estimador

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2,$$

de modo que os estimadores de máxima verossimilhança de μ e σ^2 são dados, respectivamente, por

$$\hat{\mu} = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad \text{e} \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

No caso multiparamétrico, as mesmas propriedades como invariância, função da estatística suficiente e outras, continuam valendo. O mesmo se aplica ao caso de várias amostras independentes, conforme ilustra o exemplo a seguir.

Exemplo 3.4.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de $X \sim N(\mu_x, \sigma^2)$ e Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória de $Y \sim N(\mu_y, \sigma^2)$. Nesse caso, $\theta = (\mu_x, \mu_y, \sigma^2)$. Portanto a verossimilhança correspondente à amostra observada é dada por

$$L(\theta; \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^m e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^m (y_i - \mu_y)^2},$$

logo

$$l(\theta; \mathbf{x}, \mathbf{y}) = -\frac{(n+m)}{2} \log 2\pi - \frac{(m+n)}{2} \log \sigma^2 - \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu_x)^2}{2\sigma^2} - \sum_{i=1}^m \frac{(y_i - \mu_y)^2}{2\sigma^2}.$$

Derivando $l(\theta; \mathbf{x}, \mathbf{y})$ com relação a μ_x , μ_y e σ^2 , chegamos às equações

$$\frac{\partial l(\theta; \mathbf{x}, \mathbf{y})}{\partial \mu_x} = \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu}_x) = 0,$$

$$\frac{\partial l(\theta; \mathbf{x}, \mathbf{y})}{\partial \mu_y} = \sum_{j=1}^m (y_j - \hat{\mu}_y) = 0$$

e

$$\frac{\partial l(\theta; \mathbf{x}, \mathbf{y})}{\partial \sigma^2} = -\frac{(m+n)}{2} \frac{1}{\hat{\sigma}^2} + \frac{1}{2\hat{\sigma}^4} \left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\mu}_x)^2 + \sum_{j=1}^m (y_j - \hat{\mu}_y)^2 \right\} = 0,$$

cuja solução apresenta os estimadores

$$\hat{\mu}_x = \bar{X}, \quad \hat{\mu}_y = \bar{Y}$$

e

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{j=1}^m (Y_j - \bar{Y})^2}{m+n}.$$

3.5 Família Exponencial e o Método de Máxima Verossimilhança

Se a distribuição da variável aleatória X pertence à família exponencial unidimensional de distribuições, então o estimador de máxima verossimilhança de θ baseado na amostra $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ é solução da equação

$$(3.5.1) \quad E[T(\mathbf{X})] = T(\mathbf{X}),$$

desde que a solução pertença ao espaço paramétrico correspondente ao parâmetro θ . Esse resultado pode ser estendido para o caso k -paramétrico em que os estimadores de máxima verossimilhança de $\theta_1, \dots, \theta_k$ seguem como soluções das equações

$$(3.5.2) \quad E[T_j(\mathbf{X})] = T_j(\mathbf{X}),$$

$$j = 1, \dots, k.$$

Exemplo 3.5.1. Consideremos uma população com 3 tipos de indivíduos denominados (rotulados) 1, 2, e 3, ocorrendo nas proporções de Hardy-Weinberg

$$p(1; \theta) = \theta^2, \quad p(2; \theta) = 2\theta(1 - \theta), \quad p(3; \theta) = (1 - \theta)^2,$$

$0 < \theta < 1$. Por exemplo, $p(1; \theta) = \theta^2$ significa que a probabilidade de se observar um indivíduo do tipo 1 é θ^2 . Para uma amostra de $n = 3$ indivíduos, se $x_1 = 1$, $x_2 = 2$ e $x_3 = 1$, onde $x_1 = 1$ significa que o primeiro indivíduo observado é do tipo 1, $x_2 = 2$ significa que o segundo indivíduo observado é do tipo 2 e $x_3 = 1$ significa que o terceiro indivíduo observado é do tipo 1, temos que a função de verossimilhança correspondente é dada por

$$L(\theta; \mathbf{x}) = p(1; \theta)p(2; \theta)p(1; \theta) = 2\theta^5(1 - \theta),$$

de modo que de (3.1.3),

$$l'(\theta; \mathbf{x}) = \frac{5}{\theta} - \frac{1}{1 - \theta} = 0$$

leva ao estimador $\hat{\theta} = 5/6$ (verifique que $l''(\hat{\theta}; \mathbf{x}) < 0$). Em geral, para uma amostra de n indivíduos, sendo n_1, n_2, n_3 o número de elementos de $\{x_1, \dots, x_n\}$ iguais a 1, 2 e 3, respectivamente, temos que

$$L(\theta; \mathbf{x}) = 2^{n_2} \theta^{2n_1+n_2} (1-\theta)^{2n_3+n_2} = 2^{n_2} \left(\frac{\theta}{1-\theta} \right)^{2n_1+n_2} (1-\theta)^{2n}.$$

Então $c(\theta) = \log(\theta/(1-\theta))$ e $T(\mathbf{X}) = 2N_1 + N_2$ de modo que

$$E[T(\mathbf{X})] = E[2N_1 + N_2] = 2n\theta^2 + 2n\theta(1-\theta) = 2n\theta.$$

Assim a equação (3.5.1) torna-se

$$2N_1 + N_2 = 2n\hat{\theta}$$

que produz o estimador $\hat{\theta} = (2N_1 + N_2)/2n$.

Exemplo 3.5.2. Consideremos $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ uma amostra aleatória da distribuição normal bivariada dada no Exemplo 2.4.4, em que é obtida a estatística suficiente $\mathbf{T} = (T_1, T_2, T_3, T_4, T_5)$, com $T_1 = \sum_{i=1}^n X_i$, $T_2 = \sum_{i=1}^n Y_i$, $T_3 = \sum_{i=1}^n X_i^2$, $T_4 = \sum_{i=1}^n Y_i^2$, $T_5 = \sum_{i=1}^n X_i Y_i$, para $\theta = (\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \rho)$. Como $E[X_i] = \mu_x$, $E[Y_i] = \mu_y$, $E[X_i^2] = \mu_x^2 + \sigma_x^2$, $E[Y_i^2] = \mu_y^2 + \sigma_y^2$ e $E[X_i Y_i] = \mu_x \mu_y + \rho \sigma_x \sigma_y$, $i = 1, \dots, n$, segue que $E[T_1] = n\mu_x$, $E[T_2] = n\mu_y$, $E[T_3] = n\mu_x^2 + n\sigma_x^2$, $E[T_4] = n\mu_y^2 + n\sigma_y^2$ e $E[T_5] = n\mu_x \mu_y + n\rho \sigma_x \sigma_y$, então de (3.5.2), temos que o estimador de máxima verossimilhança de θ tem componentes dadas pelas expressões (2.4.6) e (2.4.7).

3.6 O Método dos Momentos

O método dos momentos é um dos métodos de estimação mais simples e antigos. Esse método tem sido utilizado desde o século XVIII. Seja

$$m_r = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^r,$$

$r \geq 1$, o r -ésimo momento amostral de uma amostra aleatória X_1, \dots, X_n . Seja

$$\mu_r = E[X^r],$$

$r \geq 1$, o r -ésimo momento populacional. O método dos momentos consiste na obtenção de estimadores para $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_k)$ resolvendo-se as equações

$$m_r = \mu_r,$$

$$r = 1, \dots, k.$$

Exemplo 3.6.1. Consideremos novamente o problema da estimação do número de táxis em uma cidade. Sendo N o número de táxis, vimos que

$$P[X_i = k] = \frac{1}{N}, \quad k = 1, \dots, N,$$

onde X_i é o número do i -ésimo táxi observado. Como o primeiro momento populacional é dado por

$$\mu_1 = E[X] = \frac{N+1}{2},$$

temos que um estimador para N , utilizando-se os primeiros momentos populacional e amostral, é dado pela solução da equação

$$\frac{\hat{N} + 1}{2} = \bar{X},$$

de onde segue que

$$\hat{N} = 2\bar{X} - 1.$$

Notemos que, nesse caso, o estimador obtido pelo método dos momentos não é função da estatística suficiente $X_{(n)}$.

Exemplo 3.6.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X , com densidade gama com parâmetros α e β dados por

$$f(x|\alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha x^{\alpha-1} e^{-\beta x}}{\Gamma(\alpha)}, \quad x > 0, \alpha > 0, \beta > 0.$$

Como

$$E[X] = \frac{\alpha}{\beta} \quad \text{e} \quad Var[X] = \frac{\alpha}{\beta^2},$$

temos que estimadores para α e β são obtidos como solução das equações

$$\frac{\hat{\alpha}}{\hat{\beta}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

e

$$\frac{\hat{\alpha}^2}{\hat{\beta}^2} + \frac{\hat{\alpha}}{\hat{\beta}^2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2$$

que fornece os estimadores

$$(3.6.1) \quad \hat{\alpha} = \frac{\bar{X}^2}{\hat{\sigma}^2}, \quad \text{e} \quad \hat{\beta} = \frac{\bar{X}}{\hat{\sigma}^2},$$

onde $\hat{\sigma}^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2/n$, como antes. Nesse caso, não é possível obtermos estimadores de máxima verossimilhança explícitos para α e β . Métodos computacionais como o método do escore considerado na Seção 3.1 devem ser utilizados. Como valores iniciais para esses métodos computacionais, podemos utilizar os estimadores dados por (3.6.1). Notemos também que os estimadores dados por (3.6.1) não são funções da estatística conjuntamente suficiente, que nesse caso é dada por $(\prod_{i=1}^n X_i, \sum_{i=1}^n X_i)$.

3.7 Estimadores Consistentes

Os métodos de estimação considerados nesta seção produzem, em geral, estimadores consistentes, ou seja, à medida que o tamanho da amostra aumenta, os estimadores ficam tão próximos do parâmetro que está sendo estimado quanto desejado. Consistência está ligada ao conceito de convergência em probabilidade (veja James, 1981).

Definição 3.7.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X que depende do parâmetro θ . Dizemos que o estimador $\hat{\theta} = \hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$ é consistente para o parâmetro θ , se,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta} - \theta| > \epsilon) = 0.$$

Em geral, usamos a desigualdade de Chebyshev (veja James, 1981) para a verificação dessa propriedade.

Exemplo 3.7.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória X com média θ e variância σ^2 . Temos, usando a desigualdade de Chebyshev, que

$$P(|\bar{X} - \theta| > \epsilon) \leq \frac{\sigma^2}{n\epsilon^2},$$

de modo que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{X} - \theta| > \epsilon) = 0,$$

e portanto \bar{X} é consistente para θ .

3.8 Exercícios

3.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade de probabilidade

$$f(x|\theta) = \frac{\theta}{x^2}, \quad x \geq \theta, \quad \theta > 0.$$

Encontre o estimador de máxima verossimilhança de θ e de $E_\theta[1/X]$.

3.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com função de densidade de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = \theta x^{\theta-1}, \quad 0 < x < 1, \theta > 0.$$

- (i) Encontre os estimadores de máxima verossimilhança de θ e de $g(\theta) = \theta/(1+\theta)$.
- (ii) Encontre a distribuição aproximada dos estimadores em (i) quando n é grande.

3.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$. Encontre o estimador de máxima verossimilhança de $g(\mu) = P_\mu[X > 0]$ e sua distribuição aproximada quando n é grande.

3.4. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com função de densidade de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = \frac{x}{\theta^2} e^{-x/\theta}, \quad x \geq 0, \theta > 0.$$

- (i) Encontre o estimador de máxima verossimilhança de θ e verifique se ele é eficiente.
- (ii) Encontre o estimador de máxima verossimilhança de $Var[X]$ e encontre sua distribuição aproximada em grandes amostras.

3.5. Encontre a distribuição aproximada para grandes amostras do estimador de máxima verossimilhança de $\Phi(-\theta)$, considerado no Exemplo 3.2.2.

3.6. Encontre o estimador de máxima verossimilhança de θ^2 no Exercício 2.9 e compare seu erro quadrático médio com o do estimador eficiente $\hat{\gamma}$ dado no Exercício 2.9, (i).

3.7. Considere uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória X onde cada observação apresenta um de três resultados possíveis (por exemplo, favorável, contra e indiferente), que denotamos por “0”, “1” e “2”. Suponhamos que a probabilidade de “0” é $p_1 = (1 - \theta)/2$, a probabilidade da ocorrência do resultado “1” é $p_2 = 1/2$ e do resultado “2” é $p_3 = \theta/2$. Seja n_1 : o número de vezes que “0” ocorre, n_2 : o número de vezes que “1” ocorre e n_3 : o número de vezes que o “2” ocorre.

- (i) Encontre, como função de n_1, n_2, n_3 , uma estatística suficiente para θ .
- (ii) Encontre o estimador de máxima verossimilhança de θ .

3.8. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com função de densidade de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = \theta(\theta + 1)x^{\theta-1}(1-x), \quad 0 \leq x \leq 1, \theta > 0.$$

- (i) Encontre, usando o método dos momentos, um estimador para θ .
- (ii) Encontre o estimador de máxima verossimilhança de θ e sua distribuição aproximada em grandes amostras.

3.9. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável X com função de densidade de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = \frac{1}{\beta} e^{-\frac{(x-\alpha)}{\beta}} e^{-e^{-\frac{(x-\alpha)}{\beta}}}, \quad -\infty < x < \infty, -\infty < \alpha < \infty, \beta > 0.$$

- (i) Encontre a distribuição de $Y = e^X$.
- (ii) Discuta a obtenção do estimador de máxima verossimilhança para β , quando $\alpha = 0$.
- (iii) Encontre estatísticas conjuntamente suficientes para α e β .
- (iv) Discuta a obtenção dos estimadores de máxima verossimilhança para α e β e verifique se são funções das estatísticas obtidas em (iii).
- (v) Usando (i), gere uma amostra aleatória de tamanho $n = 20$ da variável aleatória Y . A partir desta amostra, obtenha uma amostra de tamanho $n=20$ para a variável aleatória X e usando um programa de computador, obtenha os estimadores de máxima verossimilhança de α e β .

3.10. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com função de densidade de probabilidade

$$f(x|\theta) = \frac{(x+1)}{\theta(\theta+1)}e^{-x/\theta}, \quad x > 0, \theta > 0.$$

- (i) Encontre o estimador de máxima verossimilhança para θ e sua distribuição em grandes amostras.
- (ii) Obtenha um estimador para θ usando o método dos momentos.

3.11. Refaça o Exercício 3.7 supondo agora que $p_1 = \theta^2$, $p_2 = 2\theta(1-\theta)$ e $p_3 = (1-\theta)^2$.

3.12. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição $N(0, \sigma^2)$. Encontre o estimador de máxima verossimilhança de σ e sua distribuição em grandes amostras.

3.13. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com distribuição exponencial com parâmetro θ . Encontre o estimador de máxima verossimilhança de $g(\theta) = P[X > 1]$ e sua distribuição aproximada quando n for grande.

3.14. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade de probabilidade Weibull dada por

$$f(x|\theta, a) = \theta a x^{a-1} e^{-\theta x^a}; \quad x, a, \theta > 0.$$

- (i) Suponha que a seja conhecido. Encontre o estimador de máxima verossimilhança de θ e sua distribuição aproximada para quando n for grande.
- (ii) Suponha agora que θ e a são desconhecidos. Encontre as equações de verossimilhança para os dois parâmetros. Proponha um procedimento iterativo para encontrar os estimadores de máxima verossimilhança dos dois parâmetros. Discuta a implementação do procedimento no computador.
- (iii) Gere uma amostra com $n = 10$ elementos da distribuição de X assumindo que $a = \theta = 1$. Usando o procedimento iterativo em (ii), obtenha estimadores

de máxima verossimilhança de α e de β . Compare as estimativas com os valores usados para simular a amostra.

3.15. Obtenha a informação de Fisher $I_F(\theta)$ no Exemplo 3.1.6.

3.16. Obtenha os estimadores de máxima verossimilhança de β e σ^2 no modelo de regressão dado no Exercício 2.12.

3.17. Verifique se os estimadores obtidos nos Exemplos 3.1.2, 3.1.3, 3.2.1, 3.2.3 e 3.6.2 são consistentes.

3.18. Sejam Y_1, \dots, Y_n variáveis aleatórias independentes com $Y_i \sim N(\alpha + \beta x_i, \sigma^2)$, onde x_i é conhecido, $i = 1, \dots, n$. Encontre os estimadores de máxima verossimilhança de α , β e σ^2 .

3.19. Sejam Y_1, \dots, Y_n variáveis aleatórias independentes com $Y_i \sim N(\beta x_i, \sigma^2 x_i)$, onde $x_i > 0$ é conhecido, $i = 1, \dots, n$. Encontre os estimadores de máxima verossimilhança de β e σ^2 .

3.20. No caso do modelo do Exercício 3.18, os estimadores de α e β obtidos através do método de mínimos quadrados minimizam a soma de quadrados $\sum_{i=1}^n (Y_i - \alpha - \beta x_i)^2$. Verifique que os estimadores de mínimos quadrados coincidem com os estimadores de máxima verossimilhança de α e β .

3.21. Defina o critério correspondente para obter os estimadores de mínimos quadrados para o modelo do Exercício 3.19.

4. Introdução à Teoria das Decisões. Os Princípios Minimax e de Bayes

Neste capítulo apresentamos uma breve introdução à teoria das decisões. Os problemas usuais de estimação e testes de hipóteses são vistos pela ótica da teoria dos jogos, em que os adversários são o estatístico e a natureza. Em primeiro lugar, apresentamos os elementos básicos da teoria das decisões, sendo o objetivo principal a minimização da função de risco. Como, em geral, não é possível a obtenção de um procedimento que minimize a função de risco uniformemente em θ , outros critérios para a obtenção de procedimentos ótimos são necessários. Dois desses procedimentos são discutidos neste capítulo. O primeiro é o procedimento minimax, em que o estatístico procura precaver-se contra o risco máximo. A seguir apresentamos o princípio de Bayes em que a característica principal é a formulação do problema de decisão, assumindo que a natureza utiliza um procedimento aleatório, representado por uma distribuição de probabilidade, para escolher um valor para θ . Soluções gerais são apresentadas para o estimador de Bayes com respeito a alguns tipos especiais de funções de perda, dentre as quais destacamos a perda quadrática.

4.1 Os Elementos Básicos

Os elementos básicos de um problema de decisão são:

- (i) um conjunto não vazio Θ dos possíveis estados da natureza que na verdade representa o espaço paramétrico. A natureza escolhe para θ um valor nesse conjunto;
- (ii) um conjunto não vazio \mathcal{A} das possíveis ações que podem ser tomadas pelo estatístico. No caso de problemas de estimação, $\mathcal{A} = \Theta$, em geral. No caso de problemas de testes de hipóteses, geralmente \mathcal{A} consiste nas ações de se aceitar ou rejeitar uma hipótese formulada;
- (iii) uma função $d : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{A}$, denominada função de decisão, em que \mathcal{X} é o espaço amostral associado a uma variável aleatória X correspondente a um experimento idealizado pelo estatístico para “espionar” (obter informações) sobre a escolha de θ feita pela natureza. Seja \mathcal{D} o conjunto (ou classe) das possíveis funções de decisão. Nessa classe, o estatístico procura um procedimento que seja “melhor”, segundo algum critério;

(iv) uma função real $l(\theta, a)$, definida em $\Theta \times \mathcal{A}$, que será chamada de função de perda e que satisfaz às seguintes propriedades:

(a) $l(\theta, a) \geq 0$, para todo $\theta \in \Theta$, $a \in \mathcal{A}$,

e

(b) $l(\theta, a) = 0$, quando $a = \theta$,

ou seja, quando a ação correta é tomada.

Portanto a função $l(\theta, a)$ representa a perda incorrida pelo estatístico ao tomar a ação a quando θ é a escolha feita pela natureza. Algumas funções de perda comumente empregadas em problemas de decisão são: (i) $l(\theta, a) = (\theta - a)^2$, comumente conhecida como perda quadrática; (ii) $l(\theta, a) = |\theta - a|$, conhecida como perda do valor absoluto e (iii) $l(\theta, a) = c(\theta)|\theta - a|^r$, $c(\theta) > 0$, $r > 0$, que é uma perda mais geral, tendo as perdas em (i) e (ii) como casos particulares.

Como não é possível a implementação de procedimentos que minimizem diretamente a função de perda, pois essa depende de θ , que é desconhecido, o estatístico procura minimizar a função de risco, definida a seguir.

Definição 4.1.1. A função de risco correspondente ao procedimento (função de decisão) d e a função de perda $l(\theta, a)$ é dada por

$$(4.1.1) \quad R(\theta, d) = E[l(\theta, d(\mathbf{X}))] = \sum_{\{\mathbf{x} \in \mathcal{X}\}} l(\theta, d(\mathbf{x}))f(\mathbf{x}|\theta),$$

no caso discreto. No caso contínuo, o somatório na expressão acima é substituído por uma integral definida em \mathcal{X} .

Em (4.1.1), $f(\mathbf{x}|\theta)$ corresponde à função de verossimilhança da amostra observada (ver Definição 3.1.1). Portanto a função de risco nada mais é do que a perda média sobre o espaço amostral \mathcal{X} , e é função do parâmetro θ . Podemos então comparar procedimentos mediante à utilização da função de risco, conforme definido a seguir.

Definição 4.1.2. Dizemos que um procedimento d_1 é melhor que um procedimento d_2 , quando

$$(4.1.2) \quad R(\theta, d_1) \leq R(\theta, d_2),$$

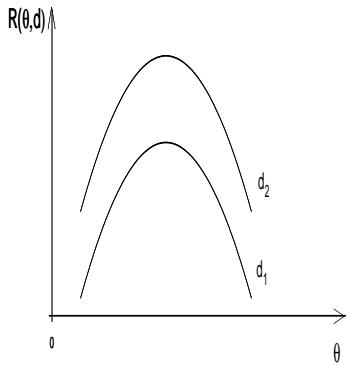
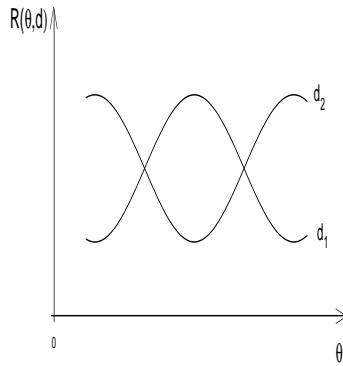
para todo θ , e

$$(4.1.3) \quad R(\theta, d_1) < R(\theta, d_2),$$

para algum θ .

No caso em que (4.1.2) e (4.1.3) estão satisfeitas para todos os procedimentos d_2 em uma certa classe \mathcal{D} de procedimentos, então dizemos que d_1 é o

melhor procedimento em \mathcal{D} . Além disso, estando as condições (4.1.2) e (4.1.3) satisfeitas, temos que o procedimento d_2 é dito ser inadmissível. Graficamente, temos a situação da Figura 4.1.

Figura 4.1**Figura 4.2**

Contudo, em geral, ocorre a situação da Figura 4.2, em que o procedimento d_1 é preferível para alguns valores de θ , enquanto que para outros valores de θ , d_2 é preferível. Portanto, em geral, não existe um procedimento que seja melhor para todos os valores de θ . Em situações como essa, outros critérios devem ser utilizados para se decidir sobre um procedimento em certa classe \mathcal{D} . O exemplo que apresentamos a seguir ilustra uma tal situação.

Exemplo 4.1.1. Suponha que uma moeda apresenta cara com probabilidade θ igual a $1/3$ ou $2/3$, ou seja, $\Theta = \{1/3, 2/3\}$. É então adequado tomar como espaço das ações $\mathcal{A} = \{1/3, 2/3\}$. Para obter informação sobre θ , o estatístico faz um lançamento da moeda e observa a variável aleatória X que denota o número de caras obtidas no lançamento. O espaço amostral associado ao experimento é, portanto, $\mathcal{X} = \{0, 1\}$. Nesse caso, podemos definir então quatro funções de decisão, d_1, d_2, d_3 e d_4 , que são dadas por

$$d_1(0) = 1/3, \quad d_2(0) = 1/3, \quad d_3(0) = 2/3, \quad d_4(0) = 2/3,$$

$$d_1(1) = 2/3, \quad d_2(1) = 1/3, \quad d_3(1) = 2/3, \quad d_4(1) = 1/3.$$

Considerando a função de perda do valor absoluto $l(\theta, a) = |\theta - a|$, e como a distribuição de X é discreta, temos que,

$$R(\theta, d) = l(\theta, d(0))P_\theta[X = 0] + l(\theta, d(1))P_\theta[X = 1],$$

onde $P_\theta[X = 1] = \theta = 1 - P_\theta[X = 0]$. Portanto, para $\theta = 1/3$, temos que

$$\begin{aligned}
R(1/3, d_1) &= l(1/3, d_1(0)).2/3 + l(1/3, d_1(1)).1/3 \\
&= 0.2/3 + 1/3 \cdot 1/3 = 1/9, \\
R(1/3, d_2) &= 0.2/3 + 0.1/3 = 0, \\
R(1/3, d_3) &= 1/3 \cdot 2/3 + 1/3 \cdot 1/3 = 1/3, \\
R(1/3, d_4) &= 1/3 \cdot 2/3 + 0.1/3 = 2/9.
\end{aligned}$$

Por outro lado, para $\theta = 2/3$, de maneira similar, temos que

$$\begin{aligned}
R(2/3, d_1) &= l(2/3, d_1(0)).1/3 + l(2/3, d_1(1)).2/3 \\
&= 1/3 \cdot 1/3 + 0.2/3 = 1/9, \\
R(2/3, d_2) &= 1/3 \cdot 1/3 + 1/3 \cdot 2/3 = 1/3, \\
R(2/3, d_3) &= 0.1/3 + 0.2/9 = 0, \\
R(2/3, d_4) &= 0.1/3 + 1/3 \cdot 2/3 = 2/9.
\end{aligned}$$

Resumindo os cálculos acima, temos a Tabela 4.1.

Tabela 4.1. Riscos de d_1, d_2, d_3, d_4

d	$\theta = 1/3$	$\theta = 2/3$	$\max R(\theta; d)$
d_1	1/9	1/9	1/9
d_2	0	1/3	1/3
d_3	1/3	0	1/3
d_4	2/9	2/9	2/9

Da Tabela 4.1 podemos concluir que $R(\theta, d_1) < R(\theta, d_4)$, para $\theta = 1/3$ e $\theta = 2/3$, de modo que d_4 é inadmissível. Com relação a d_1, d_2 e d_3 , temos a situação da Figura 4.2, em que nenhum procedimento é melhor para todo θ .

4.2 O Princípio Minimax

Conforme mencionado na introdução, o procedimento minimax é o procedimento que protege o estatístico contra o risco máximo.

Definição 4.2.1. Dizemos que o procedimento d_0 é um procedimento minimax numa classe \mathcal{D} de procedimentos, se

$$\sup_{\theta \in \Theta} R(\theta, d_0) = \inf_{d \in \mathcal{D}} \sup_{\theta \in \Theta} R(\theta, d).$$

Conforme notamos a partir da Definição 4.2.1, o princípio minimax compara simplesmente o máximo dos riscos dos procedimentos.

Exemplo 4.2.1. Consideremos novamente a situação do Exemplo 4.1.1. Vimos que o procedimento d_4 é inadmissível. Com relação aos procedimentos d_1 , d_2 e d_3 , temos da Tabela 4.1 que o procedimento d_1 apresenta o menor risco máximo e, portanto, é o procedimento minimax nesse caso.

Exemplo 4.2.2. Seja X uma única observação de uma variável aleatória X com distribuição de Poisson com parâmetro θ . Portanto consideramos $\mathcal{A} = \Theta = (0, \infty)$, com $\mathcal{X} = \{0, 1, 2, \dots\}$. Considerando a classe das funções de decisão $\mathcal{D} = \{d; d(X) = cX\}$, onde c é uma constante, temos, para um procedimento d em \mathcal{D} , com relação a função de perda

$$l(\theta, a) = \frac{(\theta - a)^2}{\theta},$$

que

$$\begin{aligned} R(\theta, d) &= E[l(\theta, d(X))] \\ &= E\left[\frac{(\theta - cX)^2}{\theta}\right] = \frac{1}{\theta}E[c(X - \theta) + \theta(c - 1)]^2 \\ (4.2.1) \quad &= c^2 + \theta(c - 1)^2. \end{aligned}$$

Como $R(\theta, d)$ dado em (4.2.1) é uma função linear em θ e $\theta > 0$, temos que $R(\theta, d)$ tem máximo finito somente quando $c = 1$, pois, nesse caso, $R(\theta, d) = 1$, para todo θ , ou seja, quando $c = 1$,

$$\max_{\theta \in \Theta} R(\theta, d) = 1.$$

Portanto, na classe \mathcal{D} , $d(X) = X$ é o procedimento minimax.

4.3 O Princípio de Bayes

Nesta seção consideramos que a natureza utiliza um mecanismo aleatório para escolher um valor para o parâmetro θ . Esse procedimento aleatório é representado por uma distribuição de probabilidade que chamamos de distribuição a priori com função de densidade de probabilidade (ou função de probabilidade, no caso discreto), representada por $\pi(\theta)$. Com relação a priori π , temos a seguinte definição.

Definição 4.3.1. *O risco de Bayes do procedimento d , com relação à perda $l(\theta, d)$ é dado por*

$$r(\pi, d) = E_\pi[R(\theta, d)]$$

$$(4.3.1) \quad = \sum_{\{\theta \in \Theta\}} R(\theta, d)\pi(\theta),$$

no caso discreto. No caso em que Θ é contínuo, o somatório em (4.3.1) é substituído pela integral correspondente, ou seja,

$$r(\pi, d) = \int_{\Theta} R(\theta, d)\pi(\theta)d\theta.$$

Notemos que se $R(\theta, d)$ é constante (isto é, independente de θ), então $r(\pi, d) = R(\theta, d)$.

Definição 4.3.2. *Uma função de decisão d_B é chamada uma função de decisão de Bayes com respeito a priori π e a classe \mathcal{D} das funções de decisão, se*

$$r(\pi, d_B) = \min_{d \in \mathcal{D}} r(\pi, d).$$

Exemplo 4.3.1. Consideremos mais uma vez a situação do Exemplo 4.2.1, sendo $\pi(1/3) = p$ e $\pi(2/3) = 1 - p$. De acordo com a Definição 4.3.1, temos que

$$r(\pi, d_1) = \frac{1}{9}\pi(1/3) + \frac{1}{9}\pi(2/3) = \frac{1}{9}p + \frac{1}{9}(1-p) = 1/9,$$

$$r(\pi, d_2) = 0p + \frac{1}{3}(1-p) = \frac{1-p}{3}$$

e

$$r(\pi, d_3) = \frac{1}{3}p + 0(1-p) = \frac{p}{3}.$$

Portanto temos que, se $p < 1/3$, d_3 é a solução de Bayes. Se $p = 1/3$, então d_1 e d_3 são soluções de Bayes. Notemos que nesse caso a solução de Bayes não é única. Se $1/3 < p < 2/3$, então d_1 é a solução de Bayes. Se $p = 2/3$, então d_1 e d_2 são soluções de Bayes, de modo que nesse caso também a solução de Bayes não é única. Se $p > 2/3$, então a solução de Bayes é d_2 .

Exemplo 4.3.2. Com relação ao Exemplo 4.2.2, vimos que $d(X) = X$ é a solução minimax com relação a perda $l(\theta, a) = (\theta - a)^2/\theta$. Considerando a priori exponencial com parâmetro um para θ , ou seja,

$$\pi(\theta) = e^{-\theta}, \quad \theta > 0,$$

temos que

$$\begin{aligned} r(\pi, d) &= E_{\pi}[R(\theta, d)] = E_{\pi}[c^2 + \theta(c-1)^2] \\ &= c^2 + (c-1)^2 E_{\pi}[\theta] \\ &= c^2 + (c-1)^2. \end{aligned}$$

Como

$$\frac{\partial r(\pi, d)}{\partial c} = 2c + 2(c - 1) = 0,$$

temos que $r(\pi, d)$ é mínimo quando $c = 1/2$, ou seja, com relação a priori e à perda acima, o estimador de Bayes na classe \mathcal{D} é dado por $d_B(X) = X/2$.

4.4 Estimadores de Bayes com Perda Quadrática

Com relação à perda quadrática, é possível a caracterização dos estimadores na classe \mathcal{D} de todas as funções de decisão. Notemos que no Exemplo 4.3.2, o estimador de Bayes foi obtido numa particular classe de estimadores, ou seja, $\mathcal{D} = \{d; d(X) = cX\}$. Contudo a função de perda não era quadrática. O resultado para perda quadrática é enunciado e provado a seguir para o caso em que X é uma variável aleatória contínua.

Teorema 4.4.1. *Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X , com função de densidade de probabilidade $f(x|\theta)$. Consideremos para θ a distribuição a priori com função de densidade de probabilidade $\pi(\theta)$. Então, com relação à perda quadrática, o procedimento (estimador) de Bayes na classe \mathcal{D} de todas as funções de decisão é dado por*

$$d_B(\mathbf{X}) = E[\theta|\mathbf{X}],$$

ou seja, é o valor esperado de θ calculado na distribuição condicional de θ dado X_1, \dots, X_n , que é denominada “distribuição a posteriori de θ ”.

Prova. Com relação à perda quadrática, a função de risco de um procedimento qualquer $d(\mathbf{X})$ é dada por

$$(4.4.1) \quad R(\theta, d) = \int_{\mathcal{X}} (\theta - d(\mathbf{x}))^2 f(\mathbf{x}|\theta) d\mathbf{x},$$

onde $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$, \mathcal{X} é o espaço amostral e $f(\mathbf{x}|\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)$ é a função de verossimilhança correspondente à amostra observada. Com relação a priori π , temos de (4.4.1) que o risco de Bayes do procedimento $d(\mathbf{X})$ é dado por

$$(4.4.2) \quad \begin{aligned} r(\pi, d) &= \int_{\Theta} \left[\int_{\mathcal{X}} (d(\mathbf{x}) - \theta)^2 f(\mathbf{x}|\theta) d\mathbf{x} \right] \pi(\theta) d\theta \\ &= \int_{\Theta} \int_{\mathcal{X}} (d(\mathbf{x}) - \theta)^2 f(\mathbf{x}|\theta) \pi(\theta) d\mathbf{x} d\theta. \end{aligned}$$

Como

$$(4.4.3) \quad f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta) = f(\mathbf{x};\theta) = \pi(\theta|\mathbf{x})g(\mathbf{x}),$$

temos de (4.4.2) que

$$\begin{aligned} r(\pi, d) &= \int_{\Theta} \int_{\mathcal{X}} (d(\mathbf{x}) - \theta)^2 \pi(\theta|\mathbf{x})g(\mathbf{x}) d\mathbf{x} d\theta \\ (4.4.4) \quad &= \int_{\mathcal{X}} \left[\int_{\Theta} (d(\mathbf{x}) - \theta)^2 \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta \right] g(\mathbf{x}) d\mathbf{x}. \end{aligned}$$

De acordo com a Definição 4.3.2, temos que o procedimento de Bayes é o procedimento que minimiza (4.4.4), ou seja, para cada \mathbf{x} , é o procedimento que minimiza

$$(4.4.5) \quad \int_{\Theta} (d(\mathbf{x}) - \theta)^2 \pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta = E[(d(\mathbf{X}) - \theta)^2 | \mathbf{X}].$$

Derivando (4.4.5) com relação a $d(\mathbf{X})$ e igualando a derivada a zero, chegamos ao procedimento

$$d_B(\mathbf{X}) = E[\theta | \mathbf{X}],$$

que é a forma geral do estimador de Bayes com relação à perda quadrática.

De (4.4.3) temos que

$$(4.4.6) \quad \pi(\theta|\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x}|\theta)}{g(\mathbf{x})} = \frac{f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta)}{g(\mathbf{x})},$$

onde

$$(4.4.7) \quad g(\mathbf{x}) = \int_{\Theta} f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta) d\theta$$

é a densidade marginal de $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$. A densidade $\pi(\theta|\mathbf{x})$ é denominada função de densidade de probabilidade a posteriori e pode ser interpretada diretamente a partir do Teorema de Bayes, ou seja, a densidade (ou função de probabilidade) condicional é igual à densidade (ou função de probabilidade) conjunta dividida pela densidade (ou função de probabilidade) marginal de \mathbf{x} . O Teorema 4.4.1 pode ser generalizado para o caso de uma função qualquer de θ , $\tau(\theta)$, ou seja, o estimador de Bayes de $\tau(\theta)$ com relação à perda quadrática é dado por

$$d_B(\mathbf{x}) = E[\tau(\theta) | \mathbf{X}] = \int_{\Theta} \tau(\theta)\pi(\theta|\mathbf{x}) d\theta.$$

Notemos, portanto, que os estimadores de Bayes não são invariantes, como são os estimadores de máxima verossimilhança no sentido de que sendo $\hat{\theta}$ um

estimador de Bayes de θ , $\tau(\hat{\theta})$ não é necessariamente um estimador de Bayes de $\tau(\theta)$.

Exemplo 4.4.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com distribuição de Bernoulli com parâmetro θ . Consideremos para θ a função de densidade a priori

$$\pi(\theta) = \frac{\Gamma[a+b]}{\Gamma[a]\Gamma[b]} \theta^{a-1} (1-\theta)^{b-1},$$

$0 < \theta < 1$, $a, b > 0$, usualmente conhecida como densidade beta com parâmetros a e b , que denotamos por $Beta(a, b)$ e onde $\Gamma[a]$ é a função gama avaliada no ponto a , ou seja,

$$(4.4.8) \quad \Gamma[a] = \int_0^\infty x^{a-1} e^{-x} dx.$$

Como

$$f(\mathbf{x}|\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta) = \theta^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-\theta)^{n-\sum_{i=1}^n x_i},$$

temos de (4.4.7) que,

$$\begin{aligned} g(\mathbf{x}) &= \int_0^1 \theta^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-\theta)^{n-\sum_{i=1}^n x_i} \frac{\Gamma[a+b]}{\Gamma[a]\Gamma[b]} \theta^{a-1} (1-\theta)^{b-1} d\theta \\ &= \frac{\Gamma[a+b]}{\Gamma[a]\Gamma[b]} \int_0^1 \theta^{\sum_{i=1}^n x_i + a - 1} (1-\theta)^{n - \sum_{i=1}^n x_i + b - 1} d\theta \\ &= \frac{\Gamma[a+b]}{\Gamma[a]\Gamma[b]} \frac{\Gamma[\sum_{i=1}^n x_i + a] \Gamma[n - \sum_{i=1}^n x_i + b]}{\Gamma[n+a+b]}. \end{aligned}$$

Portanto de (4.4.6) temos que

$$\begin{aligned} \pi(\theta|\mathbf{x}) &= \frac{\frac{\Gamma[a+b]}{\Gamma[a]\Gamma[b]} \theta^{\sum_{i=1}^n x_i + a - 1} (1-\theta)^{n - \sum_{i=1}^n x_i + b - 1}}{\frac{\Gamma[a+b]}{\Gamma[a]\Gamma[b]} \frac{\Gamma[\sum_{i=1}^n x_i + a] \Gamma[n - \sum_{i=1}^n x_i + b]}{\Gamma[n+a+b]}} \\ &= \frac{\Gamma[n+a+b]}{\Gamma[\sum_{i=1}^n x_i + a] \Gamma[n - \sum_{i=1}^n x_i + b]} \theta^{\sum_{i=1}^n x_i + a - 1} (1-\theta)^{n - \sum_{i=1}^n x_i + b - 1}, \end{aligned}$$

ou seja, a distribuição a posteriori de θ dado \mathbf{X} é uma distribuição beta com parâmetros $\sum_{i=1}^n x_i + a$ e $n - \sum_{i=1}^n x_i + b$ que denotamos por

$$\theta|\mathbf{X} \sim Beta\left(\sum_{i=1}^n x_i + a; n - \sum_{i=1}^n x_i + b\right).$$

Então, o estimador de Bayes de θ com relação à perda quadrática é dado por

$$(4.4.9) \quad d_B(\mathbf{X}) = E[\theta|\mathbf{X}] = \frac{\sum_{i=1}^n x_i + a}{n + a + b}.$$

Notemos, dos cálculos acima, que as distribuições a priori e a posteriori pertencem à mesma família de distribuições, ou seja, no caso em que a distribuição de X é Bernoulli e a distribuição a priori é da família Beta, a distribuição a posteriori é também da família Beta. Dizemos, então, que a distribuição Beta é conjugada para a Bernoulli. É também verdade que a distribuição Beta é conjugada para as distribuições Binomial e Binomial Negativa. Os parâmetros a e b da priori beta devem ser escolhidos de modo que $\pi(\theta)$ expresse o conhecimento a priori que o estatístico tem sobre θ . No caso particular em que $a = b = 1$, temos que

$$(4.4.10) \quad \pi(\theta) = 1, \quad 0 < \theta < 1,$$

ou seja, nesse caso a distribuição $U(0, 1)$ é escolhida como priori para θ . No caso da priori uniforme, temos de (4.4.9) que

$$(4.4.11) \quad d_B(\mathbf{X}) = \frac{\sum_{i=1}^n X_i + 1}{n + 2}.$$

A priori uniforme indica que, inicialmente, o estatístico tem pouca informação sobre θ , pois com relação a essa priori, qualquer intervalo de mesmo comprimento tem a mesma área (probabilidade).

Para calcularmos o risco de Bayes do estimador (4.4.11) com relação a priori uniforme, temos que

$$\begin{aligned} R(\theta, d) &= E \left[\left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i + 1}{n + 2} - \theta \right)^2 \right] \\ &= \frac{1}{(n + 2)^2} E \left[\left(\sum_{i=1}^n X_i - n\theta + 1 - 2\theta \right)^2 \right] \\ &= \frac{1}{(n + 2)^2} [(4 - n)\theta^2 - (4 - n)\theta + 1]. \end{aligned}$$

Com relação a priori uniforme dada em (4.4.10), temos que $E_\pi[\theta] = 1/2$, $Var_\pi[\theta] = 1/12$ e $E_\pi[\theta^2] = 1/3$, de modo que

$$r(\pi, d) = \frac{1}{(n + 2)^2} \left[\frac{(4 - n)}{3} - \frac{(4 - n)}{2} + 1 \right]$$

$$= \frac{1}{6(n+2)}.$$

Certamente, o estimador de Bayes em (4.4.11) tem risco de Bayes menor, com relação a priori uniforme acima, que o risco de Bayes do estimador de máxima verossimilhança $\hat{\theta} = \bar{X}$.

Exemplo 4.4.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X com distribuição de $Poisson(\theta)$. Consideremos para θ a distribuição a priori com função de densidade de probabilidade

$$(4.4.12) \quad \pi(\theta) = \frac{b^a \theta^{a-1} e^{-\theta b}}{\Gamma[a]},$$

$\theta > 0$, $a > 0$, $b > 0$, ou seja, gama com parâmetros a e b , que denotamos por $Gama(a, b)$. Em (4.4.12), $\Gamma[a]$ é como definido em (4.4.8). Como

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta) &= \frac{e^{-n\theta} \theta^{\sum_{i=1}^n x_i} \theta^{a-1} e^{-\theta b} b^a}{\prod_{i=1}^n x_i! \Gamma[a]} \\ &= \frac{b^a e^{-\theta(n+b)} \theta^{\sum_{i=1}^n x_i + a - 1}}{\prod_{i=1}^n x_i! \Gamma[a]}, \end{aligned}$$

$\theta > 0$, temos que

$$\begin{aligned} g(\mathbf{x}) &= \int_0^\infty \frac{b^a e^{-\theta(n+b)} \theta^{\sum_{i=1}^n x_i + a - 1}}{\prod_{i=1}^n x_i! \Gamma[a]} d\theta \\ &= \frac{b^a}{\prod_{i=1}^n x_i! \Gamma[a]} \frac{\Gamma[\sum_{i=1}^n x_i + a]}{(n+b)^{\sum_{i=1}^n x_i + a}}. \end{aligned}$$

Portanto

$$\pi(\theta|\mathbf{x}) = \frac{e^{-\theta(n+b)} \theta^{\sum_{i=1}^n x_i + a - 1}}{\frac{\Gamma[\sum_{i=1}^n x_i + a]}{(n+b)^{\sum_{i=1}^n x_i + a}}},$$

ou seja, a distribuição a posteriori de θ dado \mathbf{X} é uma distribuição gama com parâmetros $\sum_{i=1}^n x_i + a$ e $n + b$ que denotamos por

$$\theta|\mathbf{X} \sim \Gamma\left[\sum_{i=1}^n x_i + a; n + b\right].$$

Assim,

$$E[\theta|\mathbf{X}] = \frac{\sum_{i=1}^n x_i + a}{n + b}.$$

Além disso, no caso da Poisson, como visto acima, priori gama leva a uma posteriori gama, de modo que a distribuição gama é conjugada para a Poisson. Após algumas manipulações algébricas, não é difícil verificar que (ver Exercício 4.5)

$$\begin{aligned} R(\theta, d) &= E \left[\left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i + a}{n + b} - \theta \right)^2 \right] \\ &= \frac{1}{(n + b)^2} [a^2 + b^2\theta^2 + \theta(n - 2ab)], \end{aligned}$$

de modo que

$$r(\pi, d) = E_\pi[R(\theta, d)] = \frac{a}{b(n + b)}.$$

Exemplo 4.4.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com distribuição $N(\mu, \sigma_0^2)$, onde σ_0^2 é conhecido. Consideremos para μ a priori $N(a, b^2)$, ou seja,

$$\pi(\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}b} e^{-\frac{(\mu-a)^2}{2b^2}},$$

onde a e b são conhecidos. A priori $N(a, b^2)$ expressa o fato de que a é um valor razoável para μ enquanto que b^2 (ou b) quantifica a confiança (ou certeza) de que a é um valor razoável para μ . Quanto maior b^2 (ou b), mais incerto o estatístico está com relação a escolha feita pela natureza com relação a μ . Após uma série de manipulações algébricas (verifique!), temos que

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}|\mu)\pi(\mu) &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \right)^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}b} e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma_0^2} - \frac{(\mu-a)^2}{2b^2}} \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \right)^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}b} e^{-\sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{2\sigma_0^2} - \frac{a^2}{2b^2} + \frac{\left(\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\sigma_0^2} + \frac{a}{b^2} \right)^2}{2\left(\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2} \right)}} \times \\ &\quad \times e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2} \right) \left(\mu - \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\sigma_0^2} + \frac{a}{b^2}}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}} \right)^2}, \end{aligned}$$

e

$$g(\mathbf{x}) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0} \right)^n \frac{1}{b} \sqrt{\frac{1}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}}} e^{-\sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{2\sigma_0^2} - \frac{a^2}{2b^2} + \frac{\left(\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\sigma_0^2} + \frac{a}{b^2} \right)^2}{2\left(\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2} \right)}},$$

de modo que (verifique!)

$$\pi(\mu|\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sqrt{\frac{1}{\sigma_0^2 + b^2}}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2} \right) \left(\mu - \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}} \right)^2},$$

ou seja, a distribuição a posteriori de μ dado X_1, \dots, X_n é normal com média $(\sum_{i=1}^n x_i / \sigma_0^2 + a/b^2) / (n/\sigma_0^2 + 1/b^2)$ e variância $1/(n/\sigma_0^2 + 1/b^2)$, que denotamos por

$$\mu|\mathbf{X} \sim N \left(\frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{\sigma_0^2} + \frac{a}{b^2}}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}}, \frac{1}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}} \right).$$

Temos, portanto, que a priori normal é conjugada para a distribuição normal quando queremos estimar μ com variância σ_0^2 conhecida. Com relação a perda quadrática, temos, então, que

$$d_B = \frac{\frac{\sum_{i=1}^n X_i}{\sigma_0^2} + \frac{a}{b^2}}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}} = \frac{\frac{n}{\sigma_0^2}}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}} \bar{X} + \frac{\frac{1}{b^2}}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}} a,$$

de modo que o estimador de Bayes de μ é uma combinação linear convexa (coeficientes somam um) entre a média amostral \bar{X} (que é o estimador eficiente e de máxima verossimilhança de μ) e a média a priori a . Notemos que quanto maior n , maior o peso atribuído a \bar{X} . Portanto para n grande a distribuição a priori tem pouca influência na distribuição a posteriori. Por outro lado, valores pequenos de b aumentam a contribuição de a no estimador d_B acima. Lembramos que b pequeno indica uma maior confiança do estatístico de que a é um valor razoável para μ . Temos também que (verifique!)

$$R(\mu, d_B) = E \left[\left(\frac{\frac{n\bar{X}}{\sigma_0^2} + \frac{a}{b^2}}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}} - \mu \right)^2 \right] = \frac{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{(a-\mu)^2}{b^4}}{\left(\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2} \right)^2}$$

e

$$r(\pi, d) = \frac{1}{\frac{n}{\sigma_0^2} + \frac{1}{b^2}}.$$

Além disso,

$$R(\mu, d_B) \rightarrow \frac{\sigma_0^2}{n},$$

quando $b \rightarrow \infty$, ou seja, a informação a priori é pouco precisa.

Para finalizar o capítulo, apresentamos a seguir um resultado importante, relacionando os estimadores de Bayes a uma estatística suficiente.

Teorema 4.4.2. *Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória X com função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$. Seja $T = T(X_1, \dots, X_n)$ uma estatística suficiente para θ . Consideremos para θ a função de densidade (ou de probabilidade) $\pi(\theta)$. Então, o estimador de Bayes de θ com relação à perda quadrática é função de T .*

Prova. Vamos considerar a demonstração apenas para o caso em que X e θ são variáveis aleatórias contínuas. Sendo T uma estatística suficiente para θ , usando o Critério da Fatoração, podemos escrever

$$f(\mathbf{x}|\theta) = h(\mathbf{x})g_\theta(t(\mathbf{x})),$$

ou seja, $g_\theta(t(\mathbf{x}))$ depende de \mathbf{x} somente por $t(\mathbf{x})$. Podemos, então, escrever a função de densidade (ou de probabilidade) a posteriori como

$$\begin{aligned}\pi(\theta|\mathbf{x}) &= \frac{f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta)}{\int_{\Theta} f(\mathbf{x}|\theta)\pi(\theta)d\theta} \\ \frac{h(\mathbf{x})g_\theta(t(\mathbf{x}))\pi(\theta)}{\int_{\Theta} h(\mathbf{x})g_\theta(t(\mathbf{x}))\pi(\theta)d\theta} &= \frac{g_\theta(t(\mathbf{x}))\pi(\theta)}{\int_{\Theta} g_\theta(t(\mathbf{x}))\pi(\theta)d\theta},\end{aligned}$$

de modo que a função de densidade a posteriori depende de \mathbf{x} somente através de $T = T(\mathbf{x})$. Como o estimador de Bayes de θ com relação à perda quadrática é a média da posteriori, ele dependerá de \mathbf{X} somente através de T .

O resultado do Teorema 4.4.2 vale na verdade em situações mais gerais no que diz respeito à função de perda. Na verdade qualquer que seja a função de perda considerada, o estimador de Bayes só dependerá de \mathbf{X} através de $T = T(X_1, \dots, X_n)$, pois qualquer que seja a função de perda, o estimador de Bayes é obtido utilizando a distribuição a posteriori $\pi(\theta|\mathbf{x})$.

4.5 Exercícios

4.1. Seja X uma única observação da distribuição $N(\mu, 1)$, onde $-\infty < \mu < \infty$. Considere a perda quadrática.

- (i) Encontre o risco $R(\mu, d)$ para a classe $\mathcal{D} = \{d; d(x) = cX\}$.
- (ii) Encontre, na classe \mathcal{D} , o estimador minimax de μ .
- (iii) Encontre em \mathcal{D} o estimador de Bayes de μ com relação a priori $\pi(\mu) = 1/2; -1 \leq \mu \leq 1$.

4.2. Seja X uma única observação da variável aleatória X com função de probabilidade

$$f(x|\theta) = \frac{2!}{x!(2-x)!} \theta^x (1-\theta)^{2-x}, \quad x = 0, 1, 2,$$

onde $0 < \theta < 1$. Considere os estimadores $d_1(X) = X/2$ e $d_2(X) = (X+1)/4$ e função de perda quadrática.

- (i) Verifique se existe um estimador uniformemente melhor (melhor para todo θ), ou seja, verifique se um dos estimadores é inadmissível.
- (ii) Qual dos estimadores é minimax?

4.3. Considere uma única observação da variável aleatória $X \sim \text{Binomial}(m, \theta)$. Seja $l(\theta, d) = (\theta - d)^2$.

- (i) Encontre o risco de $d(X) = X/m$.
- (ii) Encontre o risco de Bayes de $d(X)$ em (i), com relação a priori $\pi(\theta) = 1, 0 \leq \theta \leq 1$.

4.4. Refaça o Exercício 4.3., considerando agora a perda $l(\theta, d) = (\theta - a)^2/\theta(1 - \theta)$.

4.5. Seja uma única observação da distribuição $\text{Poisson}(\theta)$. Encontre o risco de Bayes do estimador $d(X) = X$, com relação à perda quadrática e a priori $Gama(\alpha, \beta)$.

4.6. Considere o problema de se estimar $\theta \in \Theta = \{0, 1\}$, baseado em uma única observação da variável aleatória X , com densidade

$$f(x|\theta) = 2^{-(x+\theta)}, \quad x = 1 - \theta, 2 - \theta, 3 - \theta, \dots$$

Considere a perda 0-1, ou seja,

$$l(0, 0) = l(1, 1) = 0 \quad \text{e} \quad l(0, 1) = l(1, 0) = 1.$$

Considere também os estimadores

$$d_1(X) = \begin{cases} 1, & X = 0, \\ 0, & X > 0, \end{cases} \quad \text{e} \quad d_2(X) = \begin{cases} 0, & X \leq 1, \\ 1, & X > 1, \end{cases}$$

- (i) Encontre $R(\theta, d_i(X))$, $i = 1, 2$.
- (ii) Qual dos estimadores é minimax? Alguns dos estimadores é inadmissível?

4.7. Seja X uma única observação da distribuição $U(0, \theta)$, onde θ é uma variável aleatória com densidade

$$\pi(\theta) = \theta e^{-\theta}, \quad \theta > 0.$$

- (i) Encontre a densidade a posteriori de θ .
- (ii) Encontre o estimador de Bayes de θ com respeito à perda quadrática.

4.8. Seja X o tempo de vida de uma lâmpada (em mil horas) fabricada por certa companhia. Considera-se que X é uma variável aleatória com densidade

$$f(x|\theta) = \theta e^{-\theta x}, \quad x > 0.$$

Considere para θ a priori

$$\pi(\theta) = 16\theta e^{-4\theta}, \quad \theta > 0.$$

- (i) Encontre a distribuição a posteriori de θ .
- (ii) Encontre o estimador de Bayes de $E(X)$ e $Var(X)$ com relação à perda quadrática.

4.9. Em uma área de reflorestamento, o número de árvores de determinada espécie, por hectare, com certa doença tem uma distribuição $Poisson(\theta)$. A distribuição a priori de θ é exponencial com média igual a 1. Encontre o estimador de Bayes de $P_\theta(X = 0)$ com relação à perda quadrática..

4.10. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição $U(0, \theta)$. Suponhamos que θ seja uma variável aleatória com função de densidade de probabilidade (Pareto)

$$\pi(\theta) = \begin{cases} ba^b/\theta^{b+1}, & \theta \geq a, \\ 0, & \theta < a, \end{cases}$$

Encontre a distribuição a posteriori de θ e o estimador de Bayes de θ com relação à perda quadrática.

4.11. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Bernoulli(\theta)$. Considere para θ a priori

$$\pi(\theta) = \begin{cases} 2\theta, & 0 < \theta < 1, \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases}$$

Encontre o estimador de Bayes de θ com relação à perda quadrática e seu risco de Bayes.

4.12. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da densidade

$$f(x|\theta) = \theta x^{\theta-1}, \quad 0 < x < 1, \quad \theta > 0.$$

Vamos assumir para θ a priori gama

$$\pi(\theta) = \lambda^r \theta^{r-1} e^{-\theta\lambda} / \Gamma(r),$$

onde r e λ são conhecidos. Encontre a distribuição a posteriori de θ e o estimador de Bayes de θ com relação à perda quadrática.

5. Estimação por Intervalo

Neste capítulo consideramos o problema de estimação de parâmetros utilizando intervalos de confiança. Os intervalos clássicos são obtidos a partir de variáveis aleatórias especiais que denominamos quantidades pivotais. Os intervalos de confiança Bayesianos são obtidos utilizando a distribuição a posteriori. Em primeiro lugar, discutimos propriedades da média e da variância amostrais quando as amostras são obtidas a partir de populações normais. A seguir introduzimos os métodos de construção de intervalos.

5.1 Amostras de Populações Normais

Os resultados que apresentamos a seguir são utilizados com bastante freqüência na construção de intervalos de confiança e testes de hipóteses para populações normais.

Teorema 5.1. *Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição $N(\mu, \sigma^2)$. Então*

(i) \bar{X} e S^2 são independentes;

(ii) $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$;

(iii) $\frac{\sqrt{n}(\bar{X}-\mu)}{S} \sim t_{n-1}$;

onde χ_ν^2 denota uma variável aleatória com distribuição quiquadrado com ν graus de liberdade, isto é, com f.d.p. dada por

$$f(y|\nu) = \frac{1}{2^{\nu/2}\Gamma(\nu/2)}y^{\nu/2-1}e^{-y/2}, \quad y > 0;$$

t_ν denota uma variável aleatória com distribuição t de Student com ν graus de liberdade, isto é, com f.d.p. dada por

$$f(y|\nu) = \frac{\Gamma((\nu+1)/2)}{\Gamma(\nu/2)}(1+t^2/\nu)^{-(\nu+1)/2}, \quad -\infty < t < \infty;$$

e como antes, $\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i/n$ e $S^2 = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2/(n-1)$.

Prova. (i) Temos que

$$\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2/n),$$

enquanto que $X_i - \bar{X} \sim N\left(0, \sigma^2 \frac{(n-1)}{n}\right)$. Por outro lado, a função geradora de momentos (James, 1981) de $Y_1 = \bar{X}$ e $Y_2 = X_i - \bar{X}$ é dada por

$$\begin{aligned} M_{Y_1, Y_2}(s_1, s_2) &= E\left[e^{s_1 \bar{X} + s_2 (X_i - \bar{X})}\right] = E\left[e^{s_2 X_i + \bar{X}(s_1 - s_2)}\right] \\ &= E\left[e^{(s_2 + \frac{(s_1 - s_2)}{n})X_i + \frac{(s_1 - s_2)}{n} \sum_{j \neq i}^n X_j}\right] \\ &= E\left[e^{(s_2 + \frac{(s_1 - s_2)}{n})X_i}\right] E\left[e^{\frac{(s_1 - s_2)}{n} \sum_{j \neq i}^n X_j}\right]. \end{aligned}$$

Como $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ e $\sum_{j \neq i}^n X_j \sim N((n-1)\mu, (n-1)\sigma^2)$, temos que

$$\begin{aligned} M_{Y_1, Y_2}(s_1, s_2) &= e^{\mu(s_2 + \frac{(s_1 - s_2)}{n}) + \frac{\sigma^2}{2} \left(s_2 + \frac{(s_1 - s_2)}{n}\right)^2} \\ &\quad \times e^{\frac{(n-1)}{n}(s_1 - s_2)\mu + \frac{1}{2} \left\{ \left(\frac{s_1 - s_2}{n}\right)^2 (n-1)\sigma^2 \right\}} \\ &= e^{\mu s_1 + \frac{s_2^2 \sigma^2}{2n}} e^{\frac{s_2^2 (n-1) \sigma^2}{2n}} \end{aligned}$$

que é o produto das funções geradoras de momentos das distribuições de \bar{X} e $X_i - \bar{X}$. Portanto temos que $X_i - \bar{X}$ e \bar{X} são independentes, pois a função geradora da distribuição conjunta é o produto das funções geradoras de momentos das distribuições marginais. Como $\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ é função de $X_i - \bar{X}$ que é independente de \bar{X} , temos que S^2 é independente de \bar{X} .

(ii) Não é difícil verificar que

$$(5.1.1) \quad \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \mu)^2}{\sigma^2} = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{\sigma^2} + n \frac{(\bar{X} - \mu)^2}{\sigma^2}.$$

Como $(X_i - \mu)/\sigma \sim N(0, 1)$, temos que $(X_i - \mu)^2/\sigma^2 \sim \chi_1^2$, $i = 1, \dots, n$, de modo que

$$Y_1 = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \mu)^2}{\sigma^2} \sim \chi_n^2.$$

Também $n(\bar{X} - \mu)^2/\sigma^2 \sim \chi_1^2$. Como a função geradora de momentos da distribuição quiadrado com g graus de liberdade é dada por

$$M_g(s) = (1 - 2s)^{-g/2},$$

temos que as funções geradoras das distribuições quiquadrado com $g = 1$ e $g = n$ graus de liberdade são dadas respectivamente por

$$(5.1.2) \quad M_1(s) = (1 - 2s)^{-1/2} \quad \text{e} \quad M_n(s) = (1 - 2s)^{-n/2}.$$

Além disso, como \bar{X} e S^2 são independentes, temos que os dois termos do lado direito de (5.1.1) que denotamos por Y_2 e Y_3 , respectivamente, são independentes, de modo que

$$M_{Y_1}(s) = M_{Y_2}(s)M_{Y_3}(s),$$

ou seja, de (5.1.2) segue que

$$M_{Y_2}(s) = \frac{M_{Y_1}(s)}{M_{Y_3}(s)} = (1 - 2s)^{-(n-1)/2},$$

logo a distribuição de $Y_2 = (n-1)S^2/\sigma^2$ é quiquadrado com $n-1$ graus de liberdade.

(iii) Note que podemos escrever

$$(5.1.3) \quad \sqrt{n} \frac{(\bar{X} - \mu)}{S} = \frac{\sqrt{n} \frac{(\bar{X} - \mu)}{\sigma}}{\sqrt{\frac{(n-1)S^2}{(n-1)\sigma^2}}}$$

que corresponde ao quociente entre duas variáveis aleatórias independentes em que o numerador é uma variável aleatória com distribuição $N(0, 1)$ e o denominador é a raiz quadrada de uma variável aleatória com distribuição quiquadrado com $n-1$ graus de liberdade (veja (ii)) dividido pelo número de graus de liberdade, de modo que a variável (5.1.3) tem distribuição t de Student com $n-1$ graus de liberdade.

5.2 O Método da Quantidade Pivotal

A construção de intervalos utilizando quantidades pivotais é considerada a seguir.

Definição 5.2.1. Uma variável aleatória $Q(X_1, \dots, X_n; \theta) = Q(\mathbf{X}; \theta)$ é dita ser uma quantidade pivotal para o parâmetro θ se sua distribuição for independente de θ .

Notemos que uma quantidade pivotal não é uma estatística, pois ela depende de um parâmetro θ desconhecido. Podemos, então, para cada $\gamma = 1 - \alpha$ fixado, encontrar λ_1 e λ_2 na distribuição de $Q(\mathbf{X}; \theta)$ de modo que

$$(5.2.1) \quad P[\lambda_1 \leq Q(\mathbf{X}; \theta) \leq \lambda_2] = \gamma.$$

Sendo a distribuição de $Q(\mathbf{X}; \theta)$ independente de θ , λ_1 e λ_2 também não dependem de θ . Além disso, se para cada \mathbf{X} existirem $t_1(\mathbf{X})$ e $t_2(\mathbf{X})$ tais que

$$\lambda_1 \leq Q(\mathbf{X}; \theta) \leq \lambda_2 \quad \text{se e somente se } t_1(\mathbf{X}) \leq \theta \leq t_2(\mathbf{X})$$

e então de (5.2.1),

$$(5.2.2) \quad P[t_1(\mathbf{X}) \leq \theta \leq t_2(\mathbf{X})] = \gamma,$$

de modo que $[t_1(\mathbf{X}); t_2(\mathbf{X})]$ é um intervalo (aleatório) que contém θ com probabilidade (coeficiente de confiança) $\gamma = 1 - \alpha$. Nos casos em que a distribuição da variável aleatória X é discreta, em geral, não se consegue determinar λ_1 e λ_2 de tal forma que (5.2.1) esteja satisfeita exatamente. Em tais casos, podemos escolher λ_1 e λ_2 tal que (5.2.1) esteja satisfeita para um coeficiente de confiança maior ou igual a γ (o mais próximo possível). Quando n é razoavelmente grande, uma alternativa seria considerar os intervalos de confiança baseados na distribuição do estimador de máxima verossimilhança que consideramos na Seção 3.5. Um outro ponto a salientar é que, na maioria dos casos, existem muitos pares (λ_1, λ_2) satisfazendo (5.2.1). Sempre que possível, devemos escolher (λ_1, λ_2) que produz o intervalo de menor comprimento. Tal procedimento é facilitado em situações em que a distribuição de $Q(\mathbf{X}; \theta)$ é simétrica, como no caso da distribuição normal.

Exemplo 5.2.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da distribuição da variável aleatória X , com densidade

$$(5.2.3) \quad f(x|\theta) = \theta e^{-\theta x}, \quad \theta > 0, \quad x > 0.$$

Como vimos no Capítulo 2, a estatística $T = \sum_{i=1}^n X_i$ é suficiente para θ . Mas, como a distribuição de T é $Gama(n; \theta)$, temos que T não é uma quantidade pivotal para θ . Por outro lado, a densidade de $Q(\mathbf{X}; \theta) = 2\theta \sum_{i=1}^n X_i$ é dada por

$$(5.2.4) \quad f_Q(y) = \frac{y^{n-1} e^{-y/2}}{2^n \Gamma[n]}, \quad y > 0$$

que corresponde a densidade de uma distribuição quiquadrado com $2n$ graus de liberdade, que denotamos por χ_{2n}^2 . Portanto $Q(\mathbf{X}; \theta)$ pode ser considerada como uma quantidade pivotal, pois sua distribuição é independente de θ . Então, dado o coeficiente de confiança $\gamma = 1 - \alpha$, obtemos λ_1 e λ_2 na tabela da distribuição χ_{2n}^2 , de modo que

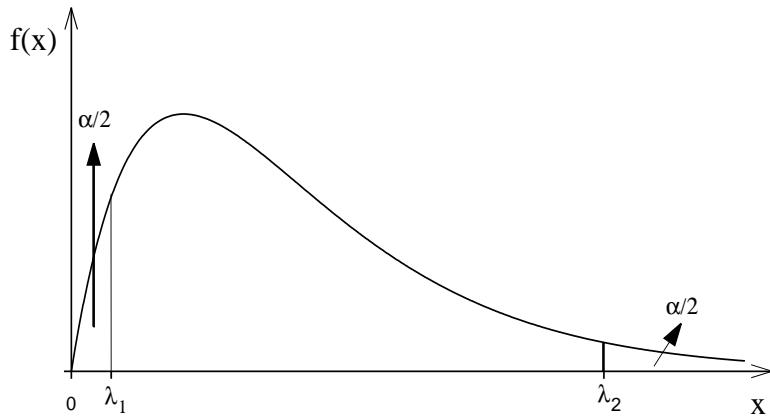
$$(5.2.5) \quad P \left[\lambda_1 \leq 2\theta \sum_{i=1}^n X_i \leq \lambda_2 \right] = \gamma,$$

logo um intervalo de confiança para θ com coeficiente de confiança γ é dado por

$$(5.2.6) \quad \left[\frac{\lambda_1}{2 \sum_{i=1}^n X_i}; \frac{\lambda_2}{2 \sum_{i=1}^n X_i} \right].$$

Conforme enfatizado anteriormente, existem infinitos pares (λ_1, λ_2) para os quais (5.2.5) está verificada. Sempre que possível, (λ_1, λ_2) devem ser escolhidos de modo que o intervalo (5.2.6) seja de comprimento mínimo. Tal intervalo existe, mas (λ_1, λ_2) deve ser obtido por métodos computacionais. Uma alternativa é considerarmos intervalos simétricos em que (λ_1, λ_2) são obtidos a partir da distribuição χ_{2n}^2 , de modo que a área à esquerda de λ_1 seja igual à área à direita de λ_2 e igual a $\alpha/2$. Ver Figura 5.1.

Figura 5.1. Determinação de λ_1 e λ_2



Denotando estes pontos por q_1 e q_2 , temos que o intervalo simétrico é dado por

$$(5.2.7) \quad \left[\frac{q_1}{2 \sum_{i=1}^n X_i}; \frac{q_2}{2 \sum_{i=1}^n X_i} \right].$$

A não ser que o tamanho da amostra n seja muito pequeno, o intervalo (5.2.7) é bastante próximo do intervalo de comprimento mínimo. Consideraremos a seguir $n = 20$ observações simuladas a partir da distribuição exponencial com $\theta = 2$. Como

$$F(x) = 1 - e^{-\theta x}$$

e como qualquer que seja a função de distribuição $F(x)$

$$U = F(X) \sim U(0, 1),$$

ou seja, a distribuição de $F(X)$ é uniforme no intervalo $(0, 1)$, gerando observações u a partir da distribuição $U(0, 1)$, temos que

$$(5.2.8) \quad x = -\frac{1}{\theta} \log(1 - u)$$

é uma observação simulada da distribuição exponencial com parâmetro θ e com densidade dada em (5.2.3). As $n = 20$ observações simuladas a partir da $U(0, 1)$ são dadas na Tabela 5.1 abaixo.

Tabela 5.1. $n = 20$ observações da $U(0, 1)$

0,659	0,591	0,381	0,658	0,012
0,469	0,017	0,128	0,328	0,166
0,353	0,594	0,051	0,757	0,045
0,847	0,749	0,535	0,700	0,781

Usando os valores da Tabela 5.1 na relação (5.2.8) temos na Tabela 5.2 as $n = 20$ observações simuladas da distribuição exponencial (5.2.3) com $\theta = 2$.

Tabela 5.2. $n = 20$ observações da distribuição $Exp(2)$

0,5380	0,4470	0,2398	0,5365	0,0061
0,3165	0,0086	0,0064	0,1995	0,9008
0,2177	0,4507	0,0262	0,7073	0,0230
0,9339	0,6912	0,3829	0,6020	0,7593

Considerando as primeiras $n = 10$ observações na Tabela 5.2, temos que $\sum_{i=1}^{10} X_i = 3,1992$. Tomando $\alpha = 0,05$, temos da tabela da distribuição qui-quadrado com 20 graus de liberdade que $q_1 = 9,59$ e $q_2 = 34,17$, então de (5.2.7) segue que o intervalo $[1,50; 5,34]$ é um intervalo de confiança para θ com coeficiente de confiança $\gamma = 0,95$. Considerando $n = 20$, temos que $\sum_{i=1}^{20} X_i = 7,9934$ e usando a aproximação normal para a distribuição qui-quadrado (a maioria das tabelas da distribuição qui-quadrado não trazem percentis para 40 graus de liberdade), ou seja,

$$\frac{\chi^2_{2n} - E[\chi^2_{2n}]}{\sqrt{Var[\chi^2_{2n}]}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1)$$

temos, usando a tabela da distribuição $N(0, 1)$, que

$$q_1 = -1,96\sqrt{80} + 40 \quad \text{e} \quad q_2 = 1,96\sqrt{80} + 40,$$

de modo que, nesse caso, o intervalo é dado por $[1, 41; 3, 60]$ que, conforme era esperado, tem comprimento bem menor que o comprimento do correspondente intervalo com $n = 10$.

Exemplo 5.2.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com distribuição uniforme no intervalo $(0, \theta)$, ou seja, $X \sim U(0, \theta)$. Vimos no Capítulo 2 que uma estatística suficiente para θ é dada por $Y = X_{(n)} = \max\{X_1, \dots, X_n\}$, com função de densidade dada por

$$f_Y(y) = \frac{ny^{n-1}}{\theta^n} I_{[0,\theta]}(y) I_{[0,\infty)}(\theta).$$

Logo $X_{(n)}$ não é uma quantidade pivotal já que sua distribuição depende de θ . Por outro lado, a distribuição da quantidade $Q(\mathbf{X}; \theta) = X_{(n)}/\theta$ é dada por

$$(5.2.9) \quad f_Q(q) = nq^{n-1} I_{[0,1]}(q)$$

que não depende de θ . Portanto a variável aleatória $Q(\mathbf{X}; \theta)$ é uma quantidade pivotal, de modo que dado $\gamma = 1 - \alpha$, podemos encontrar λ_1 e λ_2 na distribuição de Q , tal que

$$(5.2.10) \quad \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} f_Q(q) dq = \gamma = 1 - \alpha.$$

Como existem infinitos pares (λ_1, λ_2) satisfazendo (5.2.10), consideramos o intervalo simétrico, ou seja, consideramos o intervalo satisfazendo

$$(5.2.11) \quad \int_0^{\lambda_1} f_Q(q) dq = \frac{\alpha}{2} \quad \text{e} \quad \int_{\lambda_2}^1 f_Q(q) dq = \frac{\alpha}{2}.$$

Resolvendo as equações (5.2.11), chegamos a

$$\lambda_1 = \left(\frac{\alpha}{2}\right)^{1/n} \quad \text{e} \quad \lambda_2 = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right)^{1/n},$$

de modo que

$$P\left[\lambda_1 \leq \frac{X_{(n)}}{\theta} \leq \lambda_2\right] = P\left[\frac{X_{(n)}}{\lambda_2} \leq \theta \leq \frac{X_{(n)}}{\lambda_1}\right] = 1 - \alpha$$

que leva ao intervalo

$$(5.2.12) \quad \left[\frac{X_{(n)}}{(1 - \alpha/2)^{1/n}}; \frac{X_{(n)}}{(\alpha/2)^{1/n}}\right].$$

Considerando as primeiras $n = 10$ observações da Tabela 5.1 e $\gamma = 0,95$, temos que o intervalo (5.2.12) se reduz a $[0,659/(0,975)^{1/10}; 0,659/(0,025)^{1/10}]$, ou seja, $[0,661; 0,953]$. Considerando as $n = 20$ observações da Tabela 5.1, o intervalo se reduz a $(0,848; 1,019)$. Notemos que $\theta = 1$ não está contido no intervalo com $n = 10$, mas está contido no intervalo com $n = 20$. Como a distribuição de Q não é simétrica, o intervalo (5.2.12) não é o de menor comprimento para um dado γ . No Exercício 5.3 apresentamos um intervalo de menor comprimento que o do intervalo (5.2.12). É importante ressaltar que o coeficiente de confiança γ está associado ao intervalo aleatório que segue de (5.2.2). Quanto ao intervalo numérico que segue do intervalo aleatório, afirmações do tipo $P[0,848 \leq \theta \leq 1,019] \neq \gamma$ não são apropriadas, pois não existem quantidades aleatórias associadas à desigualdade $0,848 \leq \theta \leq 1,019$. O que se aplica no caso numérico é a interpretação freqüentista, ou seja, para cada 100 intervalos numéricos construídos a partir do intervalo aleatório, aproximadamente $100\gamma\%$ deles vão conter θ . Para um problema particular, o intervalo que construímos a partir de uma amostra observada pode ser ou não um daqueles $100(1 - \gamma)\%$ que não contém θ . Mas não temos condições de sabê-lo.

5.3 Intervalos para Populações Normais

Consideremos em primeiro lugar (Seção 5.3.1) o caso de uma única amostra. A seguir, na Seção 5.3.2, abordamos o caso de duas amostras.

5.3.1 O caso de uma única amostra

Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição $N(\mu, \sigma^2)$. Assumindo σ^2 conhecido, temos que uma quantidade pivotal para μ , baseada na estatística suficiente $\sum_{i=1}^n X_i = n\bar{X}$ é dada por

$$Q(\mathbf{X}; \mu) = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}}$$

que tem distribuição $N(0, 1)$. Portanto, dado o coeficiente de confiança γ , determinamos λ_1 e λ_2 de modo que

$$(5.3.1) \quad P \left[\lambda_1 \leq \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \leq \lambda_2 \right] = \gamma.$$

Conforme enfatizado anteriormente, existem infinitos pares (λ_1, λ_2) que satisfazem (5.3.1). Como a distribuição $N(0, 1)$ é simétrica, o intervalo de menor comprimento é o intervalo simétrico, ou seja, aquele em que a área à direita de λ_2 é igual a área à esquerda de λ_1 que é igual a $\alpha/2$. Sejam então $\lambda_1 = -z_{\alpha/2}$ e

$\lambda_2 = z_{\alpha/2}$, onde $P(Z \leq z_{\alpha/2}) = 1 - \alpha/2$, $Z \sim N(0, 1)$ de modo que o intervalo de menor comprimento é dado por

$$(5.3.2) \quad \left[\bar{X} - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}; \bar{X} + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right].$$

Por outro lado, sendo σ^2 desconhecido, temos pelo Teorema 5.1. (iii), que

$$Q(\mathbf{X}, \mu) = \frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}$$

que nesse caso é uma quantidade pivotal. Então, dado γ , existem λ_1 e λ_2 na distribuição t_{n-1} de modo que

$$P \left[\lambda_1 \leq \frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \leq \lambda_2 \right] = \gamma.$$

Como a distribuição da quantidade pivotal Q é simétrica, devemos escolher λ_1 e λ_2 de modo que a área à direita de λ_2 seja igual a área à esquerda de λ_1 , ou seja $\lambda_1 = -t_{\alpha/2}$ e $\lambda_2 = t_{\alpha/2}$, onde $P(T \leq t_{\alpha/2}) = 1 - \alpha/2$, $T \sim t_{n-1}$ de modo que o intervalo de menor comprimento é dado por

$$\left[\bar{X} - t_{\alpha/2} \frac{S}{\sqrt{n}}; \bar{X} + t_{\alpha/2} \frac{S}{\sqrt{n}} \right].$$

Quanto a σ^2 , considerando μ desconhecido, temos, de acordo com o Teorema 5.1. (ii), que

$$Q(\mathbf{X}, \sigma^2) = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$$

é uma quantidade pivotal para σ^2 . Portanto, dado γ , podemos determinar λ_1 e λ_2 de modo que

$$(5.3.3) \quad P \left[\lambda_1 \leq \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \leq \lambda_2 \right] = \gamma.$$

Considerando o intervalo simétrico, ou seja, $\lambda_1 = q_1$ e $\lambda_2 = q_2$, onde $P[\chi_{n-1}^2 \geq q_2] = P[\chi_{n-1}^2 \leq q_1] = \alpha/2$, temos de (5.3.3), o intervalo

$$\left[\frac{(n-1)S^2}{q_2}; \frac{(n-1)S^2}{q_1} \right].$$

5.3.2 Duas amostras independentes

Vamos considerar o caso em que temos X_1, \dots, X_n , uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu_1, \sigma^2)$ e Y_1, \dots, Y_m , uma amostra aleatória da variável aleatória $Y \sim N(\mu_2, \sigma^2)$, onde X e Y são independentes. Sabemos que

$$\bar{X} - \bar{Y} \sim N\left(\mu_1 - \mu_2, \sigma^2\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right)\right)$$

de modo que, sendo $\theta = \mu_1 - \mu_2$, consideramos a quantidade pivotal

$$Q(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \theta) = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \sim N(0, 1).$$

Sendo σ^2 conhecido, temos, como na seção anterior, o intervalo

$$\left[\bar{X} - \bar{Y} - z_{\alpha/2} \sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}, \bar{X} - \bar{Y} + z_{\alpha/2} \sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \right]$$

onde $z_{\alpha/2}$ é obtido como em (5.3.2). Sendo σ^2 desconhecido, temos que uma quantidade pivotal é dada por

$$(5.3.4) \quad Q(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \theta) = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (\mu_1 - \mu_2)}{S_p \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \sim t_{n+m-2}$$

onde

$$S_p^2 = \frac{(n-1)S_x^2 + (m-1)S_y^2}{(n+m-2)}, \quad S_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

$$\text{e} \quad S_y^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (Y_i - \bar{Y})^2.$$

Como

$$\frac{(n-1)S_x^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2 \quad \text{e} \quad \frac{(m-1)S_y^2}{\sigma^2} \sim \chi_{m-1}^2,$$

e, pela independência de S_x^2 e S_y^2 , temos que

$$(5.3.5) \quad \frac{(n+m-2)S_p^2}{\sigma^2} = \frac{(n-1)S_x^2 + (m-1)S_y^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n+m-2}^2.$$

Então do Teorema 5.1, (iii) segue o resultado (5.3.4). Um intervalo de confiança para $\theta = \mu_1 - \mu_2$, com coeficiente de confiança γ é, então, dado por

$$\left[\bar{X} - \bar{Y} - t_{\alpha/2} S_p \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}, \bar{X} - \bar{Y} + t_{\alpha/2} S_p \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \right],$$

onde $t_{\alpha/2}$ é obtido na tabela da distribuição t com $n+m-2$ graus de liberdade. Para construirmos um intervalo de confiança para σ^2 , podemos considerar a quantidade pivotal (5.3.5).

No caso em que $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ e $Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ e o interesse é a construção de um intervalo de confiança para σ_1^2/σ_2^2 , notando que

$$\frac{(n-1)S_x^2}{\sigma_1^2} \sim \chi_{n-1}^2 \quad \text{e} \quad \frac{(m-1)S_y^2}{\sigma_2^2} \sim \chi_{m-1}^2,$$

temos que

$$Q(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \theta) = \frac{(m-1)S_y^2/\sigma_2^2(m-1)}{(n-1)S_x^2/\sigma_1^2(n-1)} \sim F_{m-1, n-1},$$

onde $F_{m-1, n-1}$ denota a distribuição F com $m-1$ e $n-1$ graus de liberdade, é uma quantidade pivotal para θ . Então, dado γ , obtemos λ_1 e λ_2 na distribuição $F_{m-1, n-1}$, de modo que

$$P \left[\lambda_1 \leq \frac{\sigma_1^2 S_y^2}{\sigma_2^2 S_x^2} \leq \lambda_2 \right] = \gamma$$

Considerando o intervalo simétrico, ou seja, $\lambda_1 = F_1$ e $\lambda_2 = F_2$, de modo que

$$P[F_{m-1, n-1} \geq F_2] = P[F_{m-1, n-1} \leq F_1] = \alpha/2,$$

onde F_1 e F_2 são obtidos na tabela da distribuição F com $m-1$ e $n-1$ graus de liberdade, temos o intervalo

$$\left[F_1 \frac{S_x^2}{S_y^2}; F_2 \frac{S_x^2}{S_y^2} \right].$$

5.4 Intervalos de Confiança Aproximados

Nesta seção consideramos intervalos de confiança aproximados para um parâmetro θ baseados na distribuição assintótica do estimador de máxima verossimilhança $\hat{\theta}$ de θ . De acordo com (3.2.3), temos que

$$\frac{\hat{\theta} - \theta}{\sqrt{(nI_F(\theta))^{-1}}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1).$$

Como, $I_F(\theta)$ pode depender de θ , que não é conhecido, substituindo $I_F(\theta)$ por $I_F(\hat{\theta})$, temos que

$$(5.4.1) \quad Q(\mathbf{X}, \theta) = \frac{\hat{\theta} - \theta}{\sqrt{(nI_F(\hat{\theta}))^{-1}}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1),$$

de modo que $Q(\mathbf{X}, \theta)$ é uma quantidade pivotal com distribuição aproximadamente igual a distribuição $N(0, 1)$ em grandes amostras. Com relação a uma função $g(\theta)$, podemos considerar a variável aleatória

$$(5.4.2) \quad Q(\mathbf{X}, g(\theta)) = \frac{g(\hat{\theta}) - g(\theta)}{\sqrt{\frac{(g'(\hat{\theta}))^2}{nI_F(\hat{\theta})}}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1),$$

que para amostras grandes é uma quantidade pivotal.

Exemplo 5.4.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Bernoulli(\theta)$. Como o estimador de máxima verossimilhança de θ é $\hat{\theta} = \bar{X}$ e $I_F(\theta) = 1/\theta(1-\theta)$, de (5.4.1), temos que uma quantidade pivotal para θ é dada por

$$Q(\mathbf{X}, \theta) = \frac{\bar{X} - \theta}{\sqrt{\frac{\bar{X}(1-\bar{X})}{n}}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1),$$

de modo que para valores grandes de n , um intervalo de confiança para θ com coeficiente de confiança aproximadamente γ é dado por

$$\left[\bar{X} - z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\bar{X}(1-\bar{X})}{n}}; \bar{X} + z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\bar{X}(1-\bar{X})}{n}} \right].$$

Suponhamos agora, que seja de interesse a obtenção de um intervalo de confiança para $g(\theta) = \theta(1-\theta)$. Como $g'(\theta) = 1-2\theta$ e $I_F(\theta) = 1/\theta(1-\theta)$, temos de (5.4.2) que uma quantidade pivotal para $g(\theta)$ é dada por

$$Q(\mathbf{X}, \theta) = \frac{\hat{\theta}(1-\hat{\theta}) - \theta(1-\theta)}{\sqrt{\frac{\hat{\theta}(1-\hat{\theta})(1-2\hat{\theta})^2}{n}}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1),$$

de modo que um intervalo de confiança aproximado para $g(\theta) = \theta(1-\theta)$ é dado por

$$\left[\bar{X}(1-\bar{X}) - z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\bar{X}(1-\bar{X})(1-2\bar{X})^2}{n}}; \bar{X}(1-\bar{X}) + z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\bar{X}(1-\bar{X})(1-2\bar{X})^2}{n}} \right],$$

onde $z_{\alpha/2}$ é obtido na tabela da distribuição $N(0, 1)$.

Exemplo 5.4.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória $X \sim Exp(\theta)$, com função densidade

$$f(x|\theta) = \theta e^{-\theta x}; \quad x > 0, \quad \theta > 0.$$

Como $I_F^{-1}(\theta) = \theta^2$ e $\hat{\theta} = 1/\bar{X}$, segue de (5.4.1) que uma quantidade pivotal para θ é dada por

$$Q(\mathbf{X}, \theta) = \frac{1/\bar{X} - \theta}{\sqrt{\hat{\theta}^2/n}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1),$$

de modo que um intervalo de confiança com coeficiente de confiança aproximado $\gamma = 1 - \alpha$ é dado por

$$(5.4.3) \quad \left[\frac{1}{\bar{X}} - z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{1}{n\bar{X}^2}}; \frac{1}{\bar{X}} + z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{1}{n\bar{X}^2}} \right].$$

Considerando a amostra da Tabela 5.2, temos que para $n = 10$ o intervalo (5.4.3) se reduz a (1,189; 5,063) e para $n = 20$, temos o intervalo (1,405; 3,599). Notemos que o intervalo aproximado para θ com $n = 20$ coincide com o intervalo exato obtido no Exemplo 5.2.1.

5.5 Intervalos de Confiança Bayesianos

Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória X com função densidade de probabilidade (ou função de probabilidade) $f(x|\theta)$. Consideremos para θ a função de densidade a priori $\pi(\theta)$. Portanto a função de densidade a posteriori para θ , é, de acordo com (4.4.6), dada por

$$\pi(\theta|\mathbf{X}) = \frac{\prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)\pi(\theta)}{\int_{\Theta} \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta)\pi(\theta)d\theta}.$$

Definição 5.5.1. Dizemos que $[t_1; t_2]$ é um intervalo de confiança Bayesiano para θ , com coeficiente de confiança $\gamma = 1 - \alpha$ se

$$(5.5.1) \quad \int_{t_1}^{t_2} \pi(\theta|\mathbf{X})d\theta = \gamma.$$

Como no caso clássico existem, em geral, infinitos intervalos $[t_1; t_2]$ satisfazendo (5.5.1). Sempre que possível, o comprimento do intervalo $[t_1; t_2]$ deve ser mínimo. Nos casos em que a função de densidade a posteriori é simétrica,

os intervalos simétricos são em geral os de menor comprimento. O intervalo Bayesiano de menor comprimento é usualmente conhecido como o intervalo de densidade a posteriori máxima “highest posterior density (HPD) interval”. Métodos computacionais são em geral necessários para a obtenção do intervalo HPD.

Exemplo 5.5.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição $N(\mu, 1)$. Consideremos para μ a distribuição a priori $N(\mu_0, 1)$. Do Exemplo 4.4.3, temos que a distribuição a posteriori de μ dado \mathbf{X} que denotamos por $\mu|\mathbf{X}$, é dada por

$$\mu|\mathbf{X} \sim N\left(\frac{\sum_{i=1}^n X_i + \mu_0}{n+1}, \frac{1}{n+1}\right).$$

Sendo $\gamma = 0,95$, temos então de (5.5.1) e da tabela da distribuição $N(0, 1)$ que $[t_1; t_2]$ deve ser escolhido de modo que

$$\frac{t_1 - \frac{\sum_{i=1}^n X_i + \mu_0}{n+1}}{\sqrt{\frac{1}{n+1}}} = -1,96 \quad \text{e} \quad \frac{t_2 - \frac{\sum_{i=1}^n X_i + \mu_0}{n+1}}{\sqrt{\frac{1}{n+1}}} = 1,96,$$

ou seja,

$$t_1 = \frac{\sum_{i=1}^n X_i + \mu_0}{n+1} - 1,96\sqrt{\frac{1}{n+1}} \quad \text{e} \quad t_2 = \frac{\sum_{i=1}^n X_i + \mu_0}{n+1} + 1,96\sqrt{\frac{1}{n+1}},$$

logo o intervalo Bayesiano de menor comprimento (HPD) para μ com coeficiente de confiança $\gamma = 0,95$ é dado por

$$\left[\frac{\sum_{i=1}^n X_i + \mu_0}{n+1} - 1,96\sqrt{\frac{1}{n+1}}, \frac{\sum_{i=1}^n X_i + \mu_0}{n+1} + 1,96\sqrt{\frac{1}{n+1}} \right].$$

Exemplo 5.5.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória $X \sim U(0, \theta)$. Consideremos para θ a priori com densidade (Pareto)

$$\pi(\theta) = \frac{ba^b}{\theta^{b+1}} I_{(a, \infty)}(\theta).$$

Do Exercício 4.10, temos que a densidade a posteriori de θ dado X_1, \dots, X_n é dada por

$$(5.5.2) \quad h(\theta|\mathbf{X}) = \frac{(n+b)(\max(a, X_{(n)}))^{n+b}}{\theta^{n+b+1}} I_{(\max(a, X_{(n)}); \infty)}(\theta).$$

Então, temos de (5.5.1) que o intervalo Bayesiano “simétrico” para θ , com coeficiente de confiança $\gamma = 1 - \alpha$ é obtido pela solução das equações

$$\int_{\max(a, X_{(n)})}^{t_1} \frac{(n+b)\max(a, X_{(n)})^{n+b}}{\theta^{n+b+1}} d\theta = \frac{\alpha}{2}$$

e

$$\int_{t_2}^{\infty} \frac{(n+b)\max(a, X_{(n)})^{n+b}}{\theta^{n+b+1}} d\theta = \frac{\alpha}{2},$$

o que leva a

$$t_1 = \frac{\max(a, X_{(n)})}{(1-\alpha/2)^{1/n+b}} \quad \text{e} \quad t_2 = \frac{\max(a, X_{(n)})}{(\alpha/2)^{1/n+b}},$$

de modo que o intervalo Bayesiano simétrico para θ , com coeficiente de confiança $\gamma = 1 - \alpha$, é dado por

$$(5.5.3) \quad \left[\frac{\max(a, X_{(n)})}{(1-\alpha/2)^{1/n+b}}; \frac{\max(a, X_{(n)})}{\alpha/2^{1/n+b}} \right].$$

Desde que a densidade a posteriori (5.5.2) não é simétrica, temos que o intervalo (5.5.3) não é o HPD que nesse caso deve ser obtido numericamente.

5.6 Exercícios

5.1. Verifique a validade da expressão (5.1.1).

5.2. Considere o Exemplo 5.2.1. Mostre que a distribuição da quantidade pivotal

$$Q(\mathbf{X}, \theta) = 2\theta \sum_{i=1}^n X_i$$

é quiquadrado com $2n$ graus de liberdade com densidade dada por (5.2.4).

5.3. Considere o Exemplo 5.2.2. Mostre que a distibuição de $Q(\mathbf{X}, \theta) = X_{(n)}/\theta$ é dada por (5.2.9). Considere o intervalo

$$(5.6.1) \quad \left[X_{(n)}; \frac{X_{(n)}}{\alpha^{1/n}} \right].$$

Encontre seu coeficiente de confiança, compare seu comprimento com o do intervalo obtido no Exemplo 5.2.2, e mostre que o intervalo (5.6.1) é o de menor comprimento dentre todos os intervalos com coeficiente de confiança $\gamma = 1 - \alpha$.

5.4. Seja X uma única observação da densidade

$$f(x|\theta) = \theta x^{\theta-1} \quad 0 < x < 1, \quad \theta > 0.$$

- (i) Mostre que $-\theta \log X$ é uma quantidade pivotal e use-a para construir um intervalo de confiança para θ com coeficiente de confiança $\gamma = 1 - \alpha$.
(ii) Seja $Y = (-\log X)^{-1}$. Encontre o coeficiente de confiança associado ao intervalo $(Y/2, Y)$.

5.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\theta, \theta)$. Sugira uma quantidade pivotal para construir um intervalo de confiança para θ com $\gamma = 1 - \alpha$.

5.6. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = I_{(\theta-1/2, \theta+1/2)}(x).$$

Seja $[X_{(1)}; X_{(n)}]$ um intervalo de confiança para θ . Calcule seu coeficiente de confiança. Mostre que o resultado vale para qualquer distribuição simétrica em torno de θ .

5.7. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função densidade de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = \theta e^{-\theta x}; \quad x > 0, \quad \theta > 0.$$

Encontre intervalos de confiança para $E(X)$ e $Var(X)$ com coeficientes de confiança $\gamma = 1 - \alpha$.

5.8. Sejam X_1, X_2 uma amostra aleatória de tamanho 2 da distribuição $N(\mu, 1)$. Seja $Y_1 < Y_2$ a amostra ordenada correspondente.

- (i) Encontre o coeficiente de confiança associado ao intervalo (Y_1, Y_2) .
(ii) Considere o intervalo de confiança para μ baseado na quantidade pivotal $\bar{X} - \mu$, onde $\bar{X} = (X_1 + X_2)/2$. Compare o comprimento esperado deste intervalo com o comprimento esperado do intervalo em (i) usando o mesmo γ .

5.9. Sejam X_1, \dots, X_{n+1} , uma amostra aleatória de tamanho $n+1$ ($n > 1$) da distribuição $N(\mu, \sigma^2)$, onde μ e σ^2 são desconhecidos.

- (i) Encontre c tal que

$$\frac{c(\bar{X} - X_{n+1})}{S} \sim t_{n-1},$$

onde

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad \text{e} \quad S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

- (ii) Se $n = 8$, encontre k de modo que

$$P[\bar{X} - kS \leq X_9 \leq \bar{X} + kS] = 0,80.$$

5.10. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Exp(\theta_1)$ e Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória da variável aleatória $Y \sim Exp(\theta_2)$. Assumindo que as duas amostras são independentes,

- (i) obtenha uma quantidade pivotal para construir um intervalo de confiança para θ_1/θ_2 .
- (ii) Suponha que $\theta_1 = 1,5$ e $\theta_2 = 2,0$. Simule uma amostra aleatória com $n = 10$ da variável X e com $m = 15$ da variável aleatória Y . Como fica o seu intervalo obtido a partir da quantidade pivotal encontrada em (i)?

5.11. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição $Poisson(\theta)$, com priori

$$\pi(\theta) = e^{-\theta}, \quad \theta > 0.$$

Construa um intervalo de confiança Bayesiano simétrico para θ com $\gamma = 0,95$. Se $n = 10$ e $\sum_{i=1}^n X_i = 18$, como fica o intervalo?

5.12. Considere o Exercício 4.9. Obtenha um intervalo de confiança Bayesiano para θ com coeficiente de confiança $\gamma = 0,95$. Como fica seu intervalo se $x = 4$?

5.13. Considere o Exercício 4.12. Construa um intervalo de confiança para θ com coeficiente de confiança $\gamma = 1 - \alpha$, sendo $r = \lambda = 2$. Considere $\theta = 2$ e simule uma amostra de X com $n = 10$. Como fica o intervalo com $\gamma = 0,95$?

5.14. Usando a amostra de tamanho $n = 20$ no Exemplo 3.1.6, construa um intervalo aproximado para θ , onde $f(x|\theta)$ é dada em (3.1.8).

6. Testes de Hipóteses

Neste capítulo apresentamos a teoria de testes de hipóteses em um nível bastante introdutório. Testes ótimos, como os testes mais poderosos para hipótese nula simples contra alternativa simples e testes uniformemente mais poderosos para hipóteses compostas, são obtidos utilizando o conhecido Lema de Neyman-Pearson. Situações mais complexas, como o caso de hipóteses bilaterais, são tratadas utilizando-se a estatística da razão de verossimilhanças generalizada que, apesar de não apresentar propriedades ótimas, tem um comportamento bastante satisfatório.

6.1 Idéias Básicas

Em muitas situações temos interesse em tomar a decisão de aceitar ou rejeitar determinada afirmação baseando-se em um conjunto de evidências. Um exemplo comum é o caso em que um indivíduo está sendo julgado por determinado delito. Com base nas evidências (testemunhas, fatos, etc.), o júri terá que decidir pela culpa ou inocência do indivíduo. Podemos, então, concluir que o júri formula duas hipóteses: “ H_0 : o indivíduo é inocente” e a alternativa “ H_1 : o indivíduo é culpado”. Com base nas evidências apresentadas, o júri terá que se decidir por H_0 ou por H_1 . Ao tomar, por exemplo, a decisão de aceitar H_1 (então rejeitar H_0) como verdadeira, o júri pode estar cometendo um erro, pois, apesar das evidências, o indivíduo pode ser inocente. O mesmo pode acontecer com relação à aceitação da hipótese H_0 como verdadeira. Nesse caso, o júri estaria considerando como inocente um indivíduo culpado.

Um problema mais próximo da área de atuação da estatística (apesar de que muita estatística tem sido utilizada em problemas jurídicos), é o problema de se decidir sobre a eficiência ou não de certa vacina utilizada no combate à determinada doença. Os pesquisadores formulam então as hipóteses “ H_0 : a vacina não é eficiente” e “ H_1 : a vacina é eficiente”. Nesse caso, um experimento é planejado, envolvendo um grupo possivelmente grande de indivíduos em que uma parte (escolhida ao acaso) recebe a vacina e o restante recebe uma substância inóqua. Com base nos resultados desse experimento, os pesquisadores terão

então que se decidir por H_0 ou H_1 . Novamente, não está descartada a possibilidade de que erros sejam cometidos ao se considerar, por exemplo, a vacina eficiente (H_0 falsa) quando, na verdade, ela não o é (H_0 é verdadeira), o que seria bastante prejudicial à população. O estatístico envolvido na pesquisa deve procurar utilizar técnicas que tornem mínima a probabilidade de se cometer erros.

6.2 Formulação Estatística

Nesta seção os princípios básicos da teoria são especificados. Formalizamos a seguir a noção de hipótese estatística.

Definição 6.2.1. *Chamamos de hipótese estatística qualquer afirmação acerca da distribuição de probabilidades de uma ou mais variáveis aleatórias.*

Denotamos por H_0 (hipótese nula) a hipótese de interesse. Caso H_0 seja rejeitada, aceitamos como verdadeira a hipótese alternativa H_1 . Sendo a variável aleatória X distribuída de acordo com a função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$, com $\theta \in \Theta$, dizemos que a distribuição de X está totalmente especificada quando conhecemos $f(x|\theta)$ e θ . A distribuição de X será dita estar parcialmente especificada quando conhecemos a função de densidade (ou de probabilidade) $f(x|\theta)$, mas não θ . Associados às hipóteses H_0 e H_1 , definimos os conjuntos Θ_0 e Θ_1 , ou seja, H_0 afirma que $\theta \in \Theta_0$ (notação: $H_0 : \theta \in \Theta_0$) e H_1 afirma que $\theta \in \Theta_1$ (notação: $H_1 : \theta \in \Theta_1$). No caso em que $\Theta_0 = \{\theta_0\}$ dizemos que H_0 é simples. Caso contrário, dizemos que H_0 é composta. O mesmo vale para a hipótese alternativa H_1 .

Definição 6.2.2. *Chamamos de teste de uma hipótese estatística a função de decisão $d : \mathcal{X} \rightarrow \{a_0, a_1\}$, em que a_0 corresponde à ação de considerar a hipótese H_0 como verdadeira e a_1 corresponde à ação de considerar a hipótese H_1 como verdadeira.*

Na definição acima, \mathcal{X} denota o espaço amostral associado à amostra X_1, \dots, X_n . A função de decisão d divide o espaço amostral \mathcal{X} em dois conjuntos

$$\mathbf{A}_0 = \{(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{X}; d(x_1, \dots, x_n) = a_0\}$$

e

$$\mathbf{A}_1 = \{(x_1, \dots, x_n) \in \mathcal{X}; d(x_1, \dots, x_n) = a_1\},$$

onde $\mathbf{A}_0 \cup \mathbf{A}_1 = \mathcal{X}$ e $\mathbf{A}_0 \cap \mathbf{A}_1 = \emptyset$. Como em \mathbf{A}_0 temos os pontos amostrais $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ que levam à aceitação de H_0 , vamos chamar \mathbf{A}_0 de região de aceitação e, por analogia, \mathbf{A}_1 de região de rejeição de H_0 , também chamada de região crítica.

Exemplo 6.2.1. Uma caixa contém duas moedas. Uma apresenta cara com probabilidade $p = 0,5$ (equilibrada) e a outra apresenta cara com probabilidade $p = 0,6$. Uma moeda é escolhida aleatoriamente e lançada três vezes. Suponhamos que as hipóteses de interesse são $H_0 : p = 0,5$ e $H_1 : p = 0,6$. Seja X_i a variável de Bernoulli que assume o valor 1 se ocorre cara no i -ésimo lançamento e 0 caso contrário, $i = 1, 2, 3$. Nesse caso,

$$\mathcal{X} = \{(0, 0, 0), (1, 0, 0), (0, 1, 0), (0, 0, 1), (0, 1, 1), (1, 0, 1), (1, 1, 0), (1, 1, 1)\}.$$

Podemos considerar, por exemplo, a região crítica

$$\mathbf{A}_1 = \{(x_1, x_2, x_3); x_1 + x_2 + x_3 \geq 2\},$$

de modo que

$$\mathbf{A}_0 = \{(x_1, x_2, x_3); x_1 + x_2 + x_3 < 2\}.$$

Notemos que $\mathbf{A}_0 \cup \mathbf{A}_1 = \mathcal{X}$ e $\mathbf{A}_0 \cap \mathbf{A}_1 = \emptyset$.

No caso em que $H_0 : \theta = \theta_0$ (simples) e $H_1 : \theta = \theta_1$ (simples), considerando a função de perda $l(\theta, d) = 0$ ou 1, se a decisão correta ou incorreta, respectivamente, é tomada, a função de risco é, então, dada por

$$\begin{aligned} R(\theta_0, d) &= E[l(\theta_0, d)] = 0.P[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_0 | \theta_0] + 1.P[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_1 | \theta_0] \\ &= P[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_1 | \theta_0] = \alpha = P_{H_0}[\text{Rejeitar } H_0] \end{aligned}$$

e

$$\begin{aligned} R(\theta_1, d) &= E[l(\theta_1, d)] = 0.P[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_1 | \theta_1] + 1.P[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_0 | \theta_1] \\ &= P[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_0 | \theta_1] = \beta = P_{H_1}[\text{aceitar } H_0]. \end{aligned}$$

Os riscos α e β são conhecidos na literatura como probabilidades dos erros dos tipos I e II, respectivamente. Mais precisamente, o erro do tipo I ocorre quando rejeitamos H_0 , sendo H_0 verdadeira, enquanto que o erro do tipo II ocorre quando aceitamos H_0 , sendo H_0 falsa. A situação descrita acima está ilustrada na Tabela 6.1 dada abaixo.

Tabela 6.1. Tipos de erros em testes de hipóteses

Decisão	H_0 é verdadeira	H_0 é falsa
Aceitar H_0	Decisão correta	Erro do tipo II
Rejeitar H_0	Erro do tipo I	Decisão correta

Definição 6.2.3. O poder do teste com região crítica \mathbf{A}_1 para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta = \theta_1$ é dado por

$$(6.2.1) \quad \pi(\theta_1) = P_{H_1}[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_1] = P[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_1 | \theta_1].$$

Notemos de (6.2.1) que $\pi(\theta_1) = 1 - \beta$, onde β é a probabilidade de se cometer o erro do tipo II.

Exemplo 6.2.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$. Consideremos as hipóteses $H_0 : \mu = 0$ e $H_1 : \mu = 1$. Consideremos o teste com região crítica $\mathbf{A}_1 = \{\mathbf{x}; \bar{x} \geq c\}$, onde, como nos capítulos anteriores, $\bar{x} = (x_1 + \dots + x_n)/n$. Suponhamos que $n = 16$ e que temos interesse em fixar $\alpha = 0,05$. Então, para determinar c , temos que resolver a equação $\alpha = P_{H_0}[\bar{X} \geq c]$, ou seja,

$$0,05 = P_{H_0}[\bar{X} \geq c] = P[Z \geq c\sqrt{n}],$$

onde $Z = \bar{X}\sqrt{n} \sim N(0, 1)$. Então, $c\sqrt{n} = 1,64$, pois na distribuição $N(0, 1)$, o valor 1,64 é o percentil 95%. Logo $c = 0,41$, de modo que $\mathbf{A}_1 = \{\mathbf{x}, \bar{x} \geq 0,41\}$.

6.3 Hipótese Nula Simples contra Alternativa Simples. Testes Mais Poderosos

Nesta seção, fixada a probabilidade do erro do tipo I, α , também conhecida como nível do teste, procuramos a região crítica \mathbf{A}_1^* que tenha a menor probabilidade de erro do tipo II, ou seja, maior poder dentre todos os testes com nível menor ou igual a α . Enfatizamos que, no caso discreto,

$$\alpha(\mathbf{A}_1) = P_{H_0}[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_1] = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_1} f(\mathbf{x}|\theta_0) \quad \text{e} \quad \beta(\mathbf{A}_1) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_0} f(\mathbf{x}|\theta_1),$$

onde $\mathbf{A}_0 = \mathbf{A}_1^c$, conforme enfatizado anteriormente.

Exemplo 6.3.1. Consideremos o problema de se testar $H_0 : \theta = \theta_0$ versus $H_1 : \theta = \theta_1$, com uma única observação da variável aleatória X , com distribuição de probabilidade dada na Tabela 6.2 abaixo.

Tabela 6.2. Função de probabilidade da variável aleatória
 X sob H_0 e H_1

X	0	1	2	3	4	5
$f(x \theta_0)$	0,02	0,03	0,05	0,05	0,35	0,50
$f(x \theta_1)$	0,04	0,05	0,08	0,12	0,41	0,30

Notemos que as possíveis regiões críticas \mathbf{A}_1 de nível $\alpha(\mathbf{A}_1) = 0,05$ com os respectivos $\beta = \beta(\mathbf{A}_1)$ são dadas na Tabela 6.3 abaixo.

Tabela 6.3. Regiões críticas \mathbf{A}_1 com nível $\alpha(\mathbf{A}_1) = 0,05$

\mathbf{A}_1	α	\mathbf{A}_0	β
$\{0, 1\}$	0,05	$\{2, 3, 4, 5\}$	0,91
$\{2\}$	0,05	$\{0, 1, 3, 4, 5\}$	0,92
$\{3\}$	0,05	$\{0, 1, 2, 4, 5\}$	0,88

Portanto, dentre todas as regiões críticas de nível $\alpha = 0,05$, a mais poderosa (menor β) é dada por $\mathbf{A}_1 = \{3\}$.

O resultado que segue apresenta o teste que minimiza uma combinação linear dos erros, do tipo $a\alpha + b\beta$, com a e b conhecidos.

Lema 6.3.1. Consideremos o teste com região crítica

$$\mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \frac{L_1(\mathbf{x})}{L_0(\mathbf{x})} \geq \frac{a}{b} \right\},$$

onde a e b são especificados e $b > 0$. Então, para qualquer outro teste com região crítica \mathbf{A}_1 , temos que

$$a\alpha(\mathbf{A}_1^*) + b\beta(\mathbf{A}_1^*) \leq a\alpha(\mathbf{A}_1) + b\beta(\mathbf{A}_1),$$

onde

$$(6.3.1) \quad L_1(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta_1) \quad \text{e} \quad L_0(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\theta_0).$$

Prova. Conforme visto acima, para qualquer teste com região crítica \mathbf{A}_1 , temos que

$$\alpha(\mathbf{A}_1) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_1} f(\mathbf{x}|\theta_0) \quad \text{e} \quad \beta(\mathbf{A}_1) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_0} f(\mathbf{x}|\theta_1),$$

para uma variável aleatória X discreta. Então,

$$\begin{aligned} a\alpha(\mathbf{A}_1) + b\beta(\mathbf{A}_1) &= a \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_1} f(\mathbf{x}|\theta_0) + b \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_0} f(\mathbf{x}|\theta_1) \\ &= a \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_1} f(\mathbf{x}|\theta_0) + b \left(1 - \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_1} f(\mathbf{x}|\theta_1) \right) = b + \sum_{\mathbf{x} \in \mathbf{A}_1} [af(\mathbf{x}|\theta_0) - bf(\mathbf{x}|\theta_1)]. \end{aligned}$$

Portanto a soma $a\alpha(\mathbf{A}_1) + b\beta(\mathbf{A}_1)$ será mínima quando a região crítica incluir somente os pontos amostrais \mathbf{x} tais que $af(\mathbf{x}|\theta_0) - bf(\mathbf{x}|\theta_1) \leq 0$, ou seja, quando

$$\frac{f(\mathbf{x}|\theta_1)}{f(\mathbf{x}|\theta_0)} = \frac{L_1(\mathbf{x})}{L_0(\mathbf{x})} \geq \frac{a}{b},$$

o que conclui a prova.

Para o caso em que X é uma variável aleatória contínua, a demonstração é análoga, bastando substituir as somas por integrais correspondentes.

Exemplo 6.3.2. Consideremos o Exemplo 6.3.1 novamente. Temos que o teste com $\alpha + \beta$ ($a = b = 1$) mínimo tem região crítica dada por $\mathbf{A}_1^* = \{0, 1, 2, 3, 4\}$, de modo que $\alpha = 0, 5$ e $\beta = 0, 3$ sendo $\alpha + \beta = 0, 80$.

O resultado que apresentamos a seguir considera o teste mais poderoso (M.P.) de nível α para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta = \theta_1$.

Lema 6.3.2. (Lema de Neyman-Pearson) *Consideremos o teste com região crítica*

$$(6.3.2) \quad \mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \frac{L_1(\mathbf{x})}{L_0(\mathbf{x})} \geq k \right\}.$$

em que $L_0(\mathbf{x})$ e $L_1(\mathbf{x})$ são dados em (6.3.1). Então \mathbf{A}_1^* é a melhor região crítica de nível $\alpha = \alpha(\mathbf{A}_1^*)$ para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta = \theta_1$, isto é, $\beta(\mathbf{A}_1^*) \leq \beta(\mathbf{A}_1)$ para qualquer outro teste \mathbf{A}_1 com $\alpha(\mathbf{A}_1) \leq \alpha$.

Prova. Do Lema 6.3.1, temos que

$$(6.3.3) \quad k\alpha(\mathbf{A}_1^*) + \beta(\mathbf{A}_1^*) \leq k\alpha(\mathbf{A}_1) + \beta(\mathbf{A}_1),$$

para qualquer outra região crítica \mathbf{A}_1 . Como $\alpha(\mathbf{A}_1) \leq \alpha(\mathbf{A}_1^*)$, a desigualdade (6.3.3) implica que $\beta(\mathbf{A}_1^*) \leq \beta(\mathbf{A}_1)$, o que conclui a prova.

O teste com região crítica (6.3.2) é também conhecido como teste da razão de verossimilhanças. Calculando a função de verossimilhança dada em (3.1.1) sob H_0 ($L_0(\mathbf{x})$) e sob H_1 ($L_1(\mathbf{x})$), o teste mais poderoso rejeita H_0 quando $L_1(\mathbf{x})/L_0(\mathbf{x}) \geq k$, ou seja, quando a evidência em favor de H_1 (expressa por $L_1(\mathbf{x})$) é maior que a evidência em favor de H_0 (expressa por $L_0(\mathbf{x})$). Portanto, a seguir, quando nos referimos ao teste M.P., nos referimos à região crítica \mathbf{A}_1^* .

Exemplo 6.3.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição de $X \sim N(\mu, 1)$. O objetivo é encontrar o teste M.P. para testar $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu = 1$. Nesse caso, a função de verossimilhança é dada por

$$L(\mu; \mathbf{x}) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2}},$$

de modo que o teste M.P. rejeita H_0 quando

$$\frac{L_1(\mathbf{x})}{L_0(\mathbf{x})} = \frac{\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 / 2}}{\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n x_i^2 / 2}} \geq k,$$

ou seja, quando

$$e^{\sum_{i=1}^n x_i - \frac{n}{2}} \geq k,$$

que é equivalente a rejeitar H_0 quando $\sum_{i=1}^n x_i \geq \log k + n/2 = c$. Portanto a região crítica do teste M.P. é dada por

$$(6.3.4) \quad \mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \sum_{i=1}^n x_i \geq c \right\}.$$

Dado $\alpha = 0,05$, por exemplo, c é tal que

$$0,05 = P_{H_0} \left[\sum_{i=1}^n X_i \geq c \right].$$

Como, sob H_0 , $\sum_{i=1}^n X_i \sim N(0, n)$, temos que $c = 1,64\sqrt{n}$. Sendo $n = 9$, temos que $c = 4,92$, de modo que, de (6.3.4),

$$(6.3.5) \quad \mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \sum_{i=1}^n x_i \geq 4,92 \right\}.$$

Associada à região crítica (6.3.5), temos que

$$\beta = P_{H_1} \left[\sum_{i=1}^n X_i < 4,92 \right] = P_{H_1} \left[\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n}{\sqrt{n}} < \frac{4,92 - n}{\sqrt{n}} \right],$$

e como $n = 9$, $\beta = P[Z \leq -\frac{4,08}{3}] = 0,09$, onde $Z \sim N(0, 1)$. O poder do teste é, então, dado por $\pi(\theta_1) = 1 - \beta = 0,91$. Sendo as hipóteses de interesse $H_0 : \mu = \mu_0$ e $H_1 : \mu = \mu_1 > \mu_0$, o teste M.P. tem região crítica dada por (6.3.4) com c dado por

$$c = 1,64\sqrt{n} + n\mu_0.$$

Exemplo 6.3.4. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, onde μ é conhecido. Queremos o teste M.P. para testar $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$ contra $H_1 : \sigma^2 = \sigma_1^2 (> \sigma_0^2)$. De acordo com o Lema 6.3.2, temos que o teste M.P. rejeita H_0 quando

$$\frac{L_1(\mathbf{x})}{L_0(\mathbf{x})} = \frac{\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma_1^2}}}{\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma_0^2}}} \geq k,$$

que é equivalente a

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \geq \frac{\log(k(\frac{\sigma_1}{\sigma_0})^n)}{\frac{1}{2} \left(\frac{1}{\sigma_0^2} - \frac{1}{\sigma_1^2} \right)} = c.$$

Então, a região crítica do teste M.P. é dada por

$$(6.3.6) \quad \mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \geq c \right\}.$$

Fixando α , temos que o valor de c em (6.3.6) é dado pela solução da equação

$$\alpha = P_{H_0} \left[\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2 \geq c \right] = P \left[\sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \mu)^2}{\sigma_0^2} \geq \frac{c}{\sigma_0^2} \right].$$

Mas, sob H_0 ,

$$\sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \mu)^2}{\sigma_0^2} \sim \chi_n^2,$$

então, sendo $\alpha = 0,05$, $n = 10$ e $\sigma_0^2 = 8$, temos

$$0,05 = P \left[\chi_{10}^2 \geq \frac{c}{8} \right]$$

onde χ_{10}^2 é a variável aleatória com distribuição quiquadrado com 10 graus de liberdade. Portanto temos que a região crítica é dada por

$$(6.3.7) \quad \mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \sum_{i=1}^{10} (x_i - \mu)^2 \geq 146,456 \right\}.$$

Nesse caso, sendo $\sigma_1^2 = 10,0$ temos que

$$\beta = P_{H_1} \left[\sum_{i=1}^{10} (X_i - \mu)^2 < 146,456 \right] = P \left[\chi_{10}^2 \leq 14,646 \right] = 0,85,$$

pois, sob H_1 ,

$$\sum_{i=1}^{10} \frac{(X_i - \mu)^2}{10} \sim \chi_{10}^2.$$

Assim, associado à região crítica (6.3.7) temos o poder $\pi(\sigma_1^2) = 1 - \beta = 0,15$.

Exemplo 6.3.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição da variável aleatória X com distribuição $Bernoulli(\theta)$. Consideremos o problema de testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta = \theta_1$ ($\theta_1 > \theta_0$). De

acordo com o Lema de Neyman-Pearson e a função de verossimilhança dada em (3.1.1), a região crítica do teste M.P. rejeita H_0 quando

$$\frac{\theta_1^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-\theta_1)^{n-\sum_{i=1}^n x_i}}{\theta_0^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-\theta_0)^{n-\sum_{i=1}^n x_i}} \geq k,$$

que pode ser escrita como

$$\left(\frac{\theta_1(1-\theta_0)}{\theta_0(1-\theta_1)} \right)^{\sum_{i=1}^n x_i} \geq k \left(\frac{1-\theta_0}{1-\theta_1} \right)^n,$$

que se reduz a

$$\sum_{i=1}^n x_i \geq \frac{\log[k(\frac{1-\theta_0}{1-\theta_1})^n]}{\log[\frac{\theta_1(1-\theta_0)}{\theta_0(1-\theta_1)}]} = c.$$

Portanto a região crítica do teste M.P. é dada por

$$\mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \sum_{i=1}^n x_i \geq c \right\}.$$

Sob H_0 , $\sum_{i=1}^n X_i \sim \text{Binomial}(n, \theta_0)$, então sendo $\alpha = 0,055$, $\theta_0 = 0,5$, $\theta_1 = 0,6$ e $n = 10$, temos que

$$\alpha = P_{H_0} \left[\sum_{i=1}^n X_i \geq c \right],$$

leva à região crítica

$$(6.3.8) \quad \mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \sum_{i=1}^{10} x_i \geq 8 \right\}.$$

Assim, associada à região crítica \mathbf{A}_1^* em (6.3.8), temos que

$$\beta = P_{H_1} \left[\sum_{i=1}^{10} X_i \leq 7 \right] = 0,833.$$

Portanto o poder associado à região crítica (6.3.8) é dado por $\pi(0,6) = 1 - 0,833 = 0,167$. Sendo n grande (maior que 20, pelo menos), podemos usar a aproximação normal, ou seja,

$$\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\theta}{\sqrt{n\theta(1-\theta)}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1).$$

Dado α , podemos obter o valor de c na região crítica (6.3.8), como solução da equação

$$\alpha = P \left[Z \geq \frac{c - n\theta_0}{\sqrt{n\theta_0(1 - \theta_0)}} \right],$$

onde $Z \sim N(0, 1)$.

Definimos a seguir nível descritivo que está associado ao valor efetivamente observado da estatística do teste.

Definição 6.3.1. Consideramos como nível descritivo, que denotamos por $\hat{\alpha}$, como o menor nível de significância α para o qual a hipótese nula H_0 seria rejeitada.

Notemos que, se $\alpha > \hat{\alpha}$, rejeitamos H_0 e, se $\alpha < \hat{\alpha}$, não rejeitamos H_0 , onde α é o nível de significância adotado.

Exemplo 6.3.6. Consideremos novamente o Exemplo 6.3.3 e suponhamos que para uma amostra de $n = 9$ observações, $\bar{x} = 0,68$. Portanto

$$\hat{\alpha} = P_{H_0}[\bar{X} \geq 0,68] = P[Z \geq 2,04] = 0,02,$$

onde $Z \sim N(0, 1)$. Nesse caso, tomando $\alpha = 0,05$, rejeitamos $H_0 : \mu = 0$.

6.4 Testes Uniformemente Mais Poderosos

Na seção anterior consideramos testes ótimos (M.P.) para testar hipóteses nu-
las simples contra alternativas simples. Nesta seção generalizamos os resultados
da Seção 6.3 para o caso de hipóteses mais complexas. A Seção 6.4.1 apresenta
testes ótimos para o caso em que temos hipótese nula simples e alternativas com-
postas. Na Seção 6.4.2, discutimos brevemente o caso em que as duas hipóteses
são compostas.

6.4.1 Hipótese nula simples contra alternativa composta

Consideremos que as hipóteses de interesse são $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta \in \Theta_1$.

Definição 6.4.1. Um teste A_1^* é dito ser uniformemente mais poderoso (U.M.P.) para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta \in \Theta_1$, se ele é M.P. de nível α para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta = \theta_1$, qualquer que seja $\theta_1 \in \Theta_1$.

De acordo com a Definição 6.4.1, a região crítica A_1^* não pode depender particularmente de θ_1 , para qualquer $\theta_1 \in \Theta_1$.

Exemplo 6.4.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição $N(\mu, 1)$. Consideremos as hipóteses $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu > 0$. Neste caso, $\Theta_1 = \{\mu; \mu > 0\}$. Para testar $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu = \mu_1 > 0$, temos do Exemplo 6.3.3 que o teste M.P. tem região crítica dada por $\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}; \sum_{i=1}^n x_i \geq c\}$. Como \mathbf{A}_1^* não depende do particular μ_1 especificado acima, segue da Definição 6.4.1 que \mathbf{A}_1^* é a região crítica do teste U.M.P. para testar $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu > 0$.

Exemplo 6.4.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição $Bernoulli(\theta)$. Consideremos as hipóteses $H_0 : \theta = 0,5$ contra $H_1 : \theta < 0,5$. Para testar $H_0 : \theta = 0,5$ contra $H_1 : \theta = \theta_1 < 0,5$, temos que o teste M.P. tem região crítica dada por $\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}, \sum_{i=1}^n x_i \leq c\}$. Como \mathbf{A}_1^* não depende do particular valor de θ_1 especificado em H_1 , temos que \mathbf{A}_1^* é a região crítica do teste U.M.P. para testar $H_0 : \theta = 0,5$ contra $H_1 : \theta < 0,5$.

Exemplo 6.4.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$. Consideremos as hipóteses $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu \neq 0$. Para testar $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu = 1$, o teste M.P. é dado por $\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}, \sum_{i=1}^n x_i \geq c\}$. Por outro lado, para testar $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu = -1$, o teste M.P. tem região crítica dada por $\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}; \sum_{i=1}^n x_i \leq c\}$. Portanto a região crítica do teste M.P. depende do particular valor de μ_1 escolhido para H_1 , ou seja, a região crítica não é única. Portanto não existe teste U.M.P. para testar $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu \neq 0$.

Definição 6.4.2. A função de poder $\pi(\theta)$ com região crítica \mathbf{A}_1^* para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta \in \Theta_1$ é dada por

$$\pi(\theta) = P_\theta[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_1^*],$$

ou seja, é a probabilidade de rejeitar H_0 para $\theta \in \Theta$. Notemos que $\pi(\theta_0) = \alpha$.

Exemplo 6.4.4. Sejam X_1, \dots, X_n , uma amostra aleatória de tamanho n da distribuição $N(\mu, 1)$. Consideremos o problema de testar $H_0 : \mu = 0$ contra $H_1 : \mu > 0$. Conforme visto no Exemplo 6.4.1, a região crítica do teste U.M.P. é dada por $\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}, \sum_{i=1}^n x_i \geq c\}$. Sendo $n = 9$ e $\alpha = 0,05$, temos, como no Exemplo 6.3.3, que $c = 1,64\sqrt{9} = 4,92$, de modo que $\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}; \sum_{i=1}^n x_i \geq 4,92\}$. A função de poder é, então, dada por

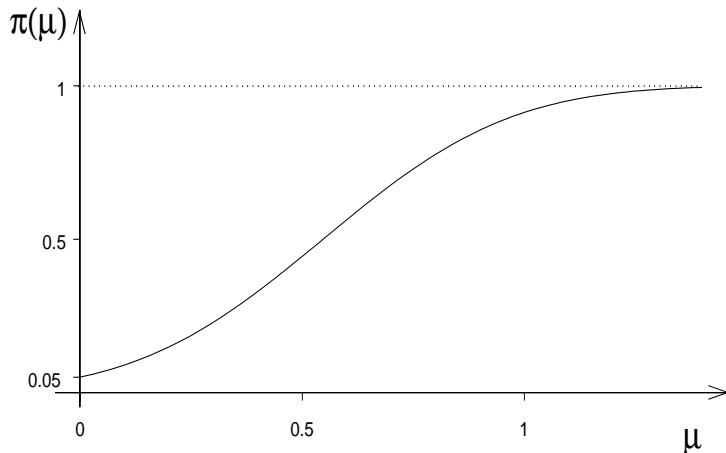
$$(6.4.1) \quad \pi(\mu) = P_\mu \left[\sum_{i=1}^9 X_i \geq 4,92 \right] = 1 - \Phi \left(\frac{4,92 - 9\mu}{3} \right),$$

onde $\Phi(\cdot)$ denota a função de distribuição acumulada da distribuição $N(0, 1)$. Então,

$$\pi(0,3) = 1 - \Phi(0,74) = 1 - 0,77 = 0,23.$$

De modo similar, $\pi(0,5) = 1 - \Phi(0,14) = 0,44$ e $\pi(1,0) = 0,91$ e $\pi(0,0) = 0,05 = \alpha$. Graficamente, temos a Figura 6.1 que representa a função poder do teste.

Figura 6.1. Função poder dada em (6.4.1)



6.4.2 Hipóteses compostas

Nesta seção consideramos brevemente testes U.M.P. para situações onde as hipóteses nula e alternativa são compostas. Mais especificamente, consideramos o problema de se testar as hipóteses $H_0 : \theta \in \Theta_0$ contra $H_1 : \theta \in \Theta_1$. O resultado apresentado a seguir estabelece condições para que se tenha o teste U.M.P. para testar as hipóteses compostas acima. A demonstração pode ser vista em De Groot (1975).

Teorema 6.4.1. *No caso em que X_1, \dots, X_n seguem uma distribuição da família exponencial (Seção 2.4), temos que o teste U.M.P. para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta > \theta_0$ é também U.M.P. para testar $H_0 : \theta \leq \theta_0$ contra $H_1 : \theta > \theta_0$. Também o teste U.M.P. para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ contra $H_1 : \theta < \theta_0$ é U.M.P. para testar $H_0 : \theta \geq \theta_0$ contra $H_1 : \theta < \theta_0$.*

Exemplo 6.4.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória de tamanho n da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$. De acordo com o Teorema 6.4.1, temos do Exemplo 6.4.1 que o teste U.M.P. para testar $H_0 : \mu \leq 0$ contra $H_1 : \mu > 0$ tem região crítica dada por $\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}; \sum_{i=1}^n x_i \geq c\}$.

Exemplo 6.4.6. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Bernoulli(\theta)$. De acordo com o Teorema 6.4.1 e Exemplo 6.4.2, segue que

o teste U.M.P. para testar $H_0 : \theta \geq 0,5$ contra $H_1 : \theta < 0,5$ é dada por $\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}, \sum_{i=1}^n x_i \leq c\}$.

A função de poder do teste U.M.P., nesta situação mais geral, é também como na Definição 6.4.2, ou seja, $\pi(\theta) = P_\theta[\mathbf{X} \in \mathbf{A}_1^*]$, $\theta \in \Theta$.

6.5 Testes da Razão de Verossimilhanças Generalizada

Na Seção 6.4 vimos que os testes UMP existem apenas em situações especiais. Essas situações compreendem o caso das famílias exponenciais unidimensionais. Vimos também que, em geral, não existem testes UMP para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ versus $H_1 : \theta \neq \theta_0$. Também não existe teste UMP na maioria dos casos em que a distribuição envolve mais de um parâmetro desconhecido como, por exemplo, a $N(\mu, \sigma^2)$ com μ e σ^2 desconhecidos. Um procedimento que produz testes razoáveis e que pode ser utilizado em muitos casos, sem muita dificuldade, é o Teste da Razão de Verossimilhanças Generalizada (TRVG).

Consideremos uma situação bastante geral onde as hipóteses de interesse são

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta \in \Theta_1$$

onde $\Theta = \Theta_0 \cup \Theta_1$, $\Theta_0 \cap \Theta_1 = \emptyset$, $\Theta_0 \neq \emptyset$ e $\Theta_1 \neq \emptyset$.

O TRVG pode ser definido como o teste com região crítica dada por (ver Bickel e Doksum(1976))

$$\mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \frac{\sup_{\theta \in \Theta_1} L(\theta; \mathbf{x})}{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta; \mathbf{x})} \geq c \right\}.$$

Podemos notar que, quando as hipóteses são simples, ou seja, $\Theta_0 = \{\theta_0\}$ e $\Theta_1 = \{\theta_1\}$, o TRVG coincide com o LNP dado em (6.3.2).

Como

$$\frac{\sup_{\theta \in \Theta} L(\theta; \mathbf{x})}{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta; \mathbf{x})} = \max \left\{ 1, \frac{\sup_{\theta \in \Theta_1} L(\theta; \mathbf{x})}{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta; \mathbf{x})} \right\},$$

por facilidades computacionais o TRVG pode também ser definido como

$$(6.5.1) \quad \mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \lambda(\mathbf{x}) = \frac{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta; \mathbf{x})}{\sup_{\theta \in \Theta} L(\theta; \mathbf{x})} \leq c \right\}.$$

Observemos que $0 \leq \lambda(\mathbf{x}) \leq 1$, pois o numerador é o supremo com relação a θ pertencente a um subconjunto de Θ ($\Theta_0 \subset \Theta$), enquanto que o denominador é o supremo sobre todo conjunto Θ . Se a hipótese H_0 for verdadeira, esperamos que $\lambda(\mathbf{x})$ esteja “próximo” de 1, e se a hipótese H_0 for falsa, esperamos que o denominador seja grande em relação ao numerador, e, portanto, $\lambda(\mathbf{x})$ deve ser “próximo” de zero.

Para determinar c em (6.5.1) temos que resolver a equação

$$\alpha = \sup_{\theta \in \Theta_0} P(\lambda(\mathbf{X}) \leq c).$$

Para isso, precisamos da distribuição da estatística $\lambda(\mathbf{X})$ que, em geral, não é simples de ser obtida, ou, então, podemos encontrar uma função h estritamente crescente no domínio de $\lambda(\mathbf{x})$ tal que $h(\lambda(\mathbf{X}))$ tenha uma forma simples e uma distribuição conhecida e tabelada sob a hipótese H_0 .

Para implementação do TRVG, os seguintes passos devem ser seguidos:

- 1) obter o estimador de máxima verossimilhança (*EMV*) $\hat{\theta}$ de θ ;
- 2) obter o *EMV* $\hat{\theta}_0$ de θ , quando $\theta \in \Theta_0$;
- 3) calcular $\lambda(\mathbf{X}) = \frac{L(\hat{\theta}_0; \mathbf{X})}{L(\hat{\theta}; \mathbf{X})}$;
- 4) encontrar a função h ;
- 5) obter c , resolvendo a equação $\alpha = P_{H_0}(h(\lambda(\mathbf{X})) \leq c)$.

A seguir apresentamos alguns exemplos.

Exemplo 6.5.1. Consideremos o Exemplo 6.3.3 novamente, mas agora o interesse é testar $H_0 : \mu = \mu_0$ versus $H_1 : \mu \neq \mu_0$. Conforme vimos no Exemplo 6.4.3 não existe teste UMP nesse caso. Pelo Exemplo 3.1.1, temos que o *EMV* de μ é dado por $\hat{\mu} = \bar{X}$. Como a hipótese H_0 só especifica um único valor para μ , o numerador de $\lambda(\mathbf{x})$ em (6.5.1) é $L(\mu_0; \mathbf{x})$ de modo que

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{(2\pi)^{-n/2} e^{-\frac{1}{2} \sum (x_i - \mu_0)^2}}{(2\pi)^{-n/2} e^{-\frac{1}{2} \sum (x_i - \bar{x})^2}} = e^{-\frac{1}{2} [\sum (x_i - \mu_0)^2 - \sum (x_i - \bar{x})^2]}.$$

Podemos simplificar $\lambda(\mathbf{x})$ usando o fato de que

$$(6.5.2) \quad \sum (x_i - \mu_0)^2 = \sum (x_i - \bar{x})^2 + n(\bar{x} - \mu_0)^2.$$

De (6.5.1) temos que o TRVG rejeita H_0 quando

$$e^{-\frac{n}{2}(\mu_0 - \bar{x})^2} \leq c,$$

que é equivalente a rejeitar H_0 quando

$$|\bar{x} - \mu_0| \geq \sqrt{-2 \log c / n}.$$

Portanto a região crítica do TRVG é dada por

$$\mathbf{A}_1^* = \{\mathbf{x}; \sqrt{n}|\bar{x} - \mu_0| \geq a\}.$$

Fixado α , obtemos a de forma que

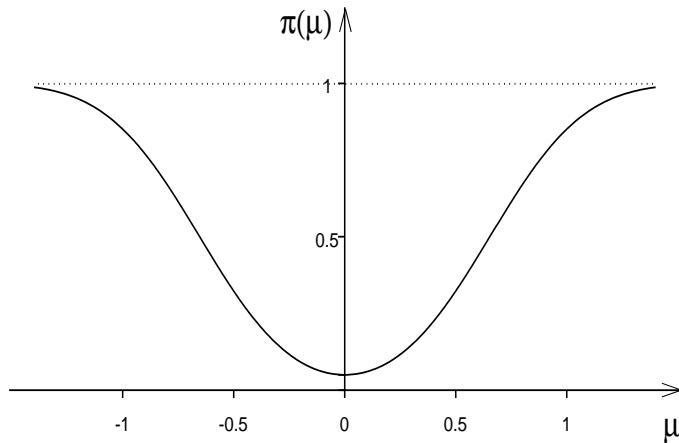
$$\alpha = P_{H_0}(\sqrt{n}|\bar{X} - \mu_0| \geq a)$$

Como sob H_0 , $\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0) \sim N(0, 1)$, temos que $a = z_{\alpha/2}$. Sendo $\alpha = 0,05$ temos que $A_1^* = \{\mathbf{x}; \sqrt{n}|\bar{x} - \mu_0| \geq 1,96\}$. Considerando $\mu_0 = 0$, $n = 9$, $\sum_{i=1}^n x_i = 3,4$, não rejeitamos H_0 pois $\sqrt{9}|3,4/9 - 0| < 1,96$. Nesse caso, a função de poder do teste é

$$\begin{aligned}\pi(\mu) &= P_\mu(\sqrt{n}|\bar{X}| \geq 1,96) = 1 - P(-1,96 - \sqrt{n}\mu \leq \sqrt{n}(\bar{X} - \mu) \leq 1,96 - \sqrt{n}\mu) \\ &= 1 - [\Phi(1,96 - \sqrt{n}\mu) - \Phi(-1,96 - \sqrt{n}\mu)],\end{aligned}$$

pois temos que $\sqrt{n}(\bar{X} - \mu) \sim N(0, 1)$ quando μ é o verdadeiro valor do parâmetro. A Figura 6.2 apresenta o gráfico dessa função poder para os dados acima. Notemos que $\pi(0) = 1 - P(-1,96 \leq Z \leq 1,96) = 0,05$, onde $Z \sim N(0, 1)$. De maneira similar, $\pi(0,3) = \pi(-0,3) = 0,15$, e assim por diante.

Figura 6.2. Função poder



Exemplo 6.5.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ com μ e σ^2 desconhecidos. O interesse é testar $H_0 : \mu = \mu_0$ versus $H_1 : \mu \neq \mu_0$. Nesse caso,

$$\Theta_0 = \{(\mu_0, \sigma^2); \sigma^2 > 0\} \quad \text{e} \quad \Theta = \{(\mu, \sigma^2), -\infty < \mu < \infty, \sigma^2 > 0\}$$

De acordo com o Exemplo 3.4.1, o EMV de (μ, σ^2) em Θ é dado por $\hat{\mu} = \bar{X}$ e $\hat{\sigma}^2 = \sum(X_i - \bar{X})^2/n$ e em Θ_0 é dado por $\hat{\mu}_0 = \mu_0$ e $\hat{\sigma}_0^2 = \sum(X_i - \mu_0)^2/n$. Logo a estatística do TRVG é dada por

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{(2\pi)^{-n/2}(\hat{\sigma}_0^2)^{-n/2}e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}_0^2}\sum(x_i-\mu_0)^2}}{(2\pi)^{-n/2}(\hat{\sigma}^2)^{-n/2}e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}^2}\sum(x_i-\bar{x})^2}} = \left(\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\sigma}_0^2}\right)^{n/2}.$$

Usando (6.5.2), temos que o TRVG rejeita H_0 quando

$$\left(\frac{1}{1 + \frac{n(\bar{x}-\mu_0)^2}{\sum(x_i-\bar{x})^2}}\right)^{n/2} \leq c$$

que é equivalente a rejeitar H_0 quando

$$\frac{\sqrt{n}|\bar{x}-\mu_0|}{\sqrt{\frac{\sum(x_i-\bar{x})^2}{n-1}}} \geq \sqrt{(c^{-2/n} - 1)(n-1)}$$

Portanto a região crítica do TRVG é dada por

$$\mathbf{A}_1^* = \left\{ \mathbf{x}; \frac{\sqrt{n}|\bar{x}-\mu_0|}{s} \geq a \right\}$$

onde $s^2 = \frac{\sum(x_i-\bar{x})^2}{n-1}$. Sob a hipótese H_0 , $\frac{\sqrt{n}(\bar{X}-\mu_0)}{s} \sim t_{n-1}$ e, então, dado $\alpha = 0,05$ e $n = 9$ obtemos, usando a tabela da distribuição t com 8 graus de liberdade, $a = 2,306$. Se $\mu_0 = 0$, $\bar{x} = 0,68$ e $s = 1,2$, então $\frac{\sqrt{n}(\bar{x}-\mu_0)}{s} = 1,7$ de modo que não rejeitamos H_0 .

Exemplo 6.5.3. Consideremos novamente o Exemplo 6.5.2, mas sendo que o interesse é testar $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$ versus $H_1 : \sigma^2 \neq \sigma_0^2$. Nesse caso,

$$\Theta_0 = \{(\mu, \sigma^2); -\infty < \mu < \infty, \sigma^2 = \sigma_0^2\}$$

e

$$\Theta = \{(\mu, \sigma^2), -\infty < \mu < \infty, \sigma^2 > 0\}$$

Pelo Exemplo 3.4.1., o EMV de (μ, σ^2) em Θ é dado por $\hat{\mu} = \bar{X}$ e $\hat{\sigma}^2 = \sum(X_i - \bar{X})^2/n$, enquanto que em Θ_0 é dado por $\hat{\mu}_0 = \bar{X}$ e $\hat{\sigma}_0^2 = \sigma_0^2$. Logo, a estatística do TRVG é dada por

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{(2\pi)^{-n/2}(\sigma_0^2)^{-n/2}e^{-\frac{1}{2\sigma_0^2}\sum(x_i-\bar{x})^2}}{(2\pi)^{-n/2}(\hat{\sigma}^2)^{-n/2}e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}^2}\sum(x_i-\bar{x})^2}} = \left(\frac{\hat{\sigma}^2}{\sigma_0^2}\right)^{n/2} e^{-\frac{1}{2\sigma_0^2}\sum(x_i-\bar{x})^2+n/2}.$$

Então, temos que o TRVG rejeita H_0 quando

$$\left(\frac{\sum(x_i-\bar{x})^2}{\sigma_0^2}\right)^{n/2} e^{-\frac{\sum(x_i-\bar{x})^2}{2\sigma_0^2}} \leq c.$$

Notemos que se $g(y) = y^{n/2}e^{-y/2}$, $y > 0$ então a função $\log g(y)$ (e também $g(y)$) é crescente para $y < n$, atingindo o ponto de máximo em $y = n$ e é decrescente para $y > n$, logo $g(y) \leq c$ se e somente se $y \leq c_1$ ou $y \geq c_2$ com $g(c_1) = g(c_2)$. Portanto o TRVG é equivalente a rejeitar H_0 quando

$$\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{\sigma_0^2} \leq c_1 \quad \text{ou} \quad \frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{\sigma_0^2} \geq c_2.$$

Sob a hipótese H_0 , $\frac{\sum(X_i - \bar{X})^2}{\sigma_0^2} \sim \chi_{n-1}^2$ e, então, dado $\alpha = 0,05$ e $n = 9$ obtemos, usando a tabela da distribuição qui-quadrado com 8 graus de liberdade, $c_1 = 2,180$ e $c_2 = 17,534$ se considerarmos, como na Seção 5.2, probabilidades iguais para as duas caudas.

Exemplo 6.5.4. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função densidade de probabilidade dada por

$$f(x|\theta) = \begin{cases} e^{-(x-\theta)}, & x \geq \theta \\ 0, & x < \theta \end{cases}$$

onde $-\infty < \theta < \infty$. A função de verossimilhança pode ser escrita como

$$L(\theta; \mathbf{x}) = \begin{cases} e^{-\sum x_i + n\theta}, & \theta \leq x_{(1)} \\ 0, & \theta > x_{(1)} \end{cases}.$$

Suponhamos que o interesse seja testar $H_0 : \theta \leq \theta_0$ versus $H_1 : \theta > \theta_0$ onde θ_0 é um valor especificado. Podemos verificar que $L(\theta; \mathbf{x})$ é uma função crescente em θ no intervalo $-\infty < \theta \leq x_{(1)}$. Logo, em Θ , o EMV de θ é $\hat{\theta} = X_{(1)}$ e em Θ_0 é dado por $\hat{\theta} = \theta_0$ se $x_{(1)} > \theta_0$ e $\hat{\theta} = x_{(1)}$ se $x_{(1)} \leq \theta_0$. Portanto a estatística do TRVG é dada por

$$\lambda(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & x_{(1)} \leq \theta_0 \\ e^{-n(x_{(1)} - \theta_0)}, & x_{(1)} > \theta_0 \end{cases}.$$

Portanto a região crítica do TRVG pode ser escrita como

$$A_1 = \left\{ \mathbf{x}, x_{(1)} \geq \theta_0 - \frac{\log c}{n} \right\}.$$

Como mencionado anteriormente, a forma e a distribuição de $\lambda(\mathbf{X})$ podem ser complicadas e nem sempre podemos encontrar uma função h com distribuição conhecida. O Teorema a seguir fornece a distribuição assintótica da estatística do TRVG, resolvendo esse problema pelo menos para o caso de amostras grandes. A prova desse resultado envolve conhecimentos avançados de probabilidade e pode ser encontrada em Sen e Singer (1993).

Teorema 6.5.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com f.d.p. $f(x|\theta)$. Sob as condições de regularidade, se $\theta \in \Theta_0$, então a distribuição da estatística $-2\log\lambda(\mathbf{X})$ converge para a distribuição quiquadrado quando o tamanho da amostra n tende ao infinito. O número de graus de liberdade da distribuição limite é a diferença entre o número de parâmetros não especificados em Θ e o número de parâmetros não especificados em Θ_0 .

Exemplo 6.5.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim \text{Poisson}(\theta)$. O interesse é testar $H_0 : \theta = 5$ versus $H_1 : \theta \neq 5$. Pelo Exemplo 3.2.5 temos que o EMV de θ é dado por $\hat{\theta} = \bar{X}$. Como a hipótese H_0 só especifica um único valor para θ , o numerador de $\lambda(\mathbf{x})$ em 6.5.1 é $L(5, \mathbf{x})$ de modo que

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{e^{-5n} 5^{\sum x_i}}{\prod x_i!} \frac{\prod x_i!}{e^{-n\bar{x}} \bar{x}^{\sum x_i}} = e^{-n(5-\bar{x})} (5/\bar{x})^{\sum x_i}$$

Pelo Teorema 6.5.1 temos que

$$-2\log\lambda(\mathbf{x}) = -2 \left\{ -n(5 - \bar{x}) + \sum x_i \log(5/\bar{x}) \right\}.$$

Portanto a região crítica do TRVG é dada por

$$\mathbf{A}_1^* = \left\{ -2[-n(5 - \bar{x}) + \sum x_i \log(5/\bar{x})] \geq c \right\}$$

onde um valor aproximado para c é obtido de modo que $P(\chi_1^2 \geq c) = 0,05$, que requer a utilização da tabela da distribuição quiquadrado.

A seguir apresentamos alguns exemplos onde o interesse é a comparação de duas populações.

Exemplo 6.5.6. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu_X, \sigma^2)$ e Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória da variável aleatória $Y \sim N(\mu_Y, \sigma^2)$. Suponhamos que as amostras são independentes e que o interesse é testar $H_0 : \mu_X = \mu_Y$ versus $H_1 : \mu_X \neq \mu_Y$. Nesse caso

$$\Theta_0 = \{(\mu_X, \mu_Y, \sigma^2); \mu_X = \mu_Y = \mu, -\infty < \mu < \infty, \sigma^2 > 0\}$$

e

$$\Theta = \{(\mu_X, \mu_Y, \sigma^2), -\infty < \mu_X < \infty, -\infty < \mu_Y < \infty, \sigma^2 > 0\}$$

Em Θ os EMVs são dados por

$$\hat{\mu}_X = \bar{X} \quad , \quad \hat{\mu}_Y = \bar{Y}$$

e

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum(X_i - \bar{X})^2 + \sum(Y_i - \bar{Y})^2}{n+m},$$

enquanto que em Θ_0 são dados por

$$\hat{\mu}_0 = \frac{\sum X_i + \sum Y_i}{n+m} \quad \text{e} \quad \hat{\sigma}_0^2 = \frac{\sum(X_i - \hat{\mu}_0)^2 + \sum(y_i - \hat{\mu}_0)^2}{n+m}.$$

Logo a estatística do TRVG pode ser escrita como

$$\begin{aligned} \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= \frac{(2\pi)^{-(n+m)/2} (\hat{\sigma}_0^2)^{-(n+m)/2} e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}_0^2} \{ \sum(x_i - \hat{\mu}_0)^2 + \sum(y_i - \hat{\mu}_0)^2 \}}}{(2\pi)^{-(n+m)/2} (\hat{\sigma}^2)^{-(n+m)/2} e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}^2} \{ \sum(x_i - \bar{x})^2 + \sum(y_i - \bar{y})^2 \}}} \\ &= \left(\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\sigma}_0^2} \right)^{(n+m)/2}. \end{aligned}$$

Usando (6.5.1), temos que o TRVG rejeita H_0 quando

$$\left(\frac{1}{1 + \frac{n(\bar{x} - \hat{\mu}_0)^2 + m(\bar{y} - \hat{\mu}_0)^2}{\sum(x_i - \bar{x})^2 + \sum(y_i - \bar{y})^2}} \right)^{(n+m)/2} \leq c$$

que é equivalente a rejeitar H_0 quando

$$\frac{n(\bar{x} - \hat{\mu}_0)^2 + m(\bar{y} - \hat{\mu}_0)^2}{s_p^2} \geq c_1$$

onde $s_p^2 = \frac{\sum(x_i - \bar{x})^2 + \sum(y_i - \bar{y})^2}{n+m-2}$. Mas

$$\bar{x} - \hat{\mu}_0 = \frac{m}{n+m}(\bar{x} - \bar{y})$$

$$\bar{y} - \hat{\mu}_0 = \frac{n}{n+m}(\bar{y} - \bar{x}),$$

portanto a região crítica do TRVG é dada por

$$\mathbf{A}_1^* = \left\{ (\mathbf{x}, \mathbf{y}); \frac{\bar{x} - \bar{y}}{s_p \sqrt{(\frac{1}{n} + \frac{1}{m})}} \leq c_1 \quad \text{ou} \quad \frac{\bar{x} - \bar{y}}{s_p \sqrt{(\frac{1}{n} + \frac{1}{m})}} \geq c_2 \right\}$$

Sob a hipótese H_0 , $\frac{\bar{X} - \bar{Y}}{S_p \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} \sim t_{n+m-2}$. Os valores de c_1 e c_2 são obtidos utilizando a tabela da distribuição t com $n+m-2$ graus de liberdade.

Exemplo 6.5.7. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu_X, \sigma_X^2)$ e Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória da variável aleatória $Y \sim$

$N(\mu_Y, \sigma_Y^2)$. Suponhamos que as amostras são independentes e que o interesse é testar $H_0 : \sigma_X^2 = \sigma_Y^2$ versus $H_1 : \sigma_X^2 \neq \sigma_Y^2$. Nesse caso

$$\Theta_0 = \{(\mu_X, \mu_Y, \sigma^2); -\infty < \mu_X, \mu_Y < \infty, \sigma^2 > 0\}$$

e

$$\Theta = \{(\mu_X, \mu_Y, \sigma_X^2, \sigma_Y^2), -\infty < \mu_X, \mu_Y < \infty, \sigma_X^2 > 0, \sigma_Y^2 > 0\}$$

Em Θ os *EMVs* dos parâmetros são dados por

$$\hat{\mu}_X = \bar{X} , \quad \hat{\mu}_Y = \bar{Y}$$

e

$$\hat{\sigma}_X^2 = \frac{\sum(X_i - \bar{X})^2}{n}, \quad \hat{\sigma}_Y^2 = \frac{\sum(Y_i - \bar{Y})^2}{m}$$

enquanto que em Θ_0 são dados por

$$\hat{\mu}_X = \bar{X}, \quad \hat{\mu}_Y = \bar{Y}, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum(X_i - \bar{X})^2 + \sum(Y_i - \bar{Y})^2}{n+m}.$$

Logo a estatística do TRVG é

$$\begin{aligned} \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) &= \frac{(2\pi)^{-(n+m)/2} (\hat{\sigma}^2)^{-(n+m)/2} e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}^2} \{ \sum(x_i - \bar{x})^2 + \sum(y_i - \bar{y})^2 \}}}{(2\pi\hat{\sigma}_X^2)^{-n/2} e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}_X^2} \sum(x_i - \bar{x})^2} (2\pi\hat{\sigma}_Y^2)^{-m/2} e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}_Y^2} \sum(y_i - \bar{y})^2}} \\ &= \frac{(\hat{\sigma}_X^2)^{n/2} (\hat{\sigma}_Y^2)^{m/2}}{(\hat{\sigma}^2)^{(n+m)/2}}, \end{aligned}$$

de modo que rejeitamos H_0 quando

$$g(F) = \frac{(\frac{m-1}{n-1}F)^{m/2}}{(1 + \frac{m-1}{n-1}F)^{n+m/2}} \leq c$$

onde $F = \frac{\sum(y_i - \bar{y})^2 / (m-1)}{\sum(x_i - \bar{x})^2 / (n-1)}$. Mas $g(F) \leq c$ se e somente se $F \leq c_1$ ou $F \geq c_2$, portanto a região crítica do TRVG é dada por

$$\mathbf{A}_1^* = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}); F \leq c_1 \text{ ou } F \geq c_2\}$$

Sob a hipótese H_0 , $F \sim F_{m-1, n-1}$ e, então, dado $\alpha = 0,10$, $m = 9$ e $n = 8$, obtemos usando a tabela da distribuição F com 8 e 7 graus de liberdade que $c_1 = 0,27$ e $c_2 = 3,5$.

Exemplo 6.5.8. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Bernoulli(\theta_1)$ e Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória da variável aleatória

$Y \sim Bernoulli(\theta_2)$. Suponhamos que as amostras são independentes e que o interesse é testar $H_0 : \theta_1 = \theta_2$ versus $H_1 : \theta_1 \neq \theta_2$. Nesse caso

$$\Theta_0 = \{(\theta_1, \theta_2); \theta_1 = \theta_2 = \theta, 0 < \theta < 1\}$$

e

$$\Theta = \{(\theta_1, \theta_2); 0 < \theta_1 < 1, 0 < \theta_2 < 1\}$$

Em Θ os *EMVs* são dados por

$$\hat{\theta}_1 = \bar{X} \quad \text{e} \quad \hat{\theta}_2 = \bar{Y},$$

enquanto que em Θ_0 é dado por

$$\hat{\theta} = \frac{\sum x_i + \sum y_i}{n + m}.$$

Logo

$$\lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\hat{\theta}(\sum x_i + \sum y_i)(1 - \hat{\theta})^{(n+m-\sum x_i - \sum y_i)}}{\hat{\theta}_1^{\sum x_i}(1 - \hat{\theta}_1)^{n-\sum x_i} \hat{\theta}_2^{\sum y_i}(1 - \hat{\theta}_2)^{m-\sum y_i}}$$

Como não conseguimos explicitar a região crítica através de uma estatística com distribuição conhecida, então pelo Teorema 6.5.1, temos que

$$\begin{aligned} -2 \log \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = -2 & \left((\sum x_i + \sum y_i) \log \hat{\theta} \right. \\ & + (m + n - \sum x_i - \sum y_i) \log(1 - \hat{\theta}) \\ & - \sum x_i \log \hat{\theta}_1 - (n - \sum x_i) \log(1 - \hat{\theta}_1) \\ & \left. - \sum y_i \log \hat{\theta}_2 - (m - \sum y_i) \log(1 - \hat{\theta}_2) \right) \end{aligned}$$

tem distribuição aproximadamente χ^2_1 . Logo, quando $-2 \log \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq c$ rejeitamos H_0 . Suponhamos que $n = 400$, $\sum x_i = 60$, $m = 225$, $\sum y_i = 40$. Assim, $\hat{\theta} = 100/625$ de modo que $-2 \log \lambda(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = 0,82$. Tomando $\alpha = 0,05$, temos que $c = 3,841$, portanto não rejeitamos H_0 .

Exemplo 6.5.9. Consideramos neste exemplo uma extensão do modelo binomial considerado no exemplo anterior. Suponhamos que os indivíduos em uma população podem ser de três tipos, que rotulamos por tipos 1, 2 e 3. No caso de preferência eleitoral, por exemplo, um indivíduo é do tipo 1 se ele for eleitor do partido A; do tipo 2 se for eleitor do partido B e do tipo 3 se for eleitor de um outro partido, que não o A e ou o B. Suponhamos que a proporção de indivíduos do tipo i seja θ_i , $i = 1, 2, 3$, de modo que $\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 = 1$. Para uma amostra de n indivíduos observados na população suponhamos que n_i seja do

tipo i , $i = 1, 2, 3$, de modo que $n_1 + n_2 + n_3 = n$. A função de verossimilhança pode então ser escrita como

$$(6.5.4) \quad L(\theta, \mathbf{x}) = \theta_1^{n_1} \theta_2^{n_2} (1 - \theta_1 - \theta_2)^{n-n_1-n_2},$$

onde $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$, com x_i representando o rótulo (1, 2 ou 3) do i -ésimo indivíduo observado na amostra. Portanto, como no Exemplo 3.5.1, n_1 , n_2 e n_3 representam o número de elementos de $\{x_1, \dots, x_n\}$ iguais a 1, 2 ou 3, respectivamente. Derivando-se o logaritmo da verossimilhança (6.5.4) com relação a θ_1 e a θ_2 , temos os estimadores de máxima verossimilhança

$$(6.5.5) \quad \hat{\theta}_1 = \frac{n_1}{n} \quad \text{e} \quad \hat{\theta}_2 = \frac{n_2}{n},$$

de modo que o estimador de máxima verossimilhança de θ_3 é dado por $\hat{\theta}_3 = n_3/n$ (veja o Exercício 6.13). A extensão para o caso geral (caso multinomial, com k tipos diferentes de indivíduos) pode ser feita de maneira similar. Suponhamos agora que queremos testar a hipótese de que os indivíduos na população seguem o equilíbrio de Hardy-Weinberg, isto é, que $H_0 : \theta_1 = p(1; \theta) = \theta^2$, $\theta_2 = p(2; \theta) = 2\theta(1 - \theta)$, $\theta_3 = p(3; \theta) = (1 - \theta)^2$, para $0 < \theta < 1$. Sob o modelo geral, ou seja, em $\Theta = \{(\theta_1, \theta_2, \theta_3); \theta_i > 0, \theta_1 + \theta_2 + \theta_3 = 1\}$ os estimadores de máxima verossimilhança de $\theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3)$ são como dados em (6.5.5). Sob a hipótese H_0 , ou seja em Θ_0 (escreva!), temos que o estimador de máxima verossimilhança de θ é obtido no Exemplo 3.5.1, ou seja, é dado por $\hat{\theta} = (2n_1 + n_2)/2n$. Temos, portanto, que a razão de verossimilhanças generalizada é dada por

$$\lambda(\mathbf{x}) = \frac{\left(\frac{2n_1+n_2}{2n}\right)^{2n_1} \left(2\frac{(2n_1+n_2)}{2n}(1 - \frac{2n_1+n_2}{2n})\right)^{n_2} \left(1 - \frac{2n_1+n_2}{2n}\right)^{2n_3}}{\left(\frac{n_1}{n}\right)^{n_1} \left(\frac{n_2}{n}\right)^{n_2} \left(\frac{n_3}{n}\right)^{n_3}},$$

de modo que

$$(6.5.6) \quad -2 \log \lambda(\mathbf{x}) = -2 \left\{ (2n_1 + n_2) \log \left(\frac{2n_1 + n_2}{2n} \right) - n_1 \log n_1 - n_2 \log n_2 \right. \\ \left. + (n_2 + 2n_3) \log \left(1 - \frac{2n_1 + n_2}{2n} \right) - n_3 \log n_3 + n \log n + n_2 \log 2 \right\},$$

que tem, aproximadamente, distribuição χ_1^2 .

Uma estatística assintoticamente (em grandes amostras) equivalente (veja Bickel e Doksum, 1977) à estatística da razão de verossimilhanças generalizada, calculada acima, é dada pela estatística quiquadrado de Pearson, que no caso do modelo do equilíbrio de Hardy-Weinberg, é dada por

$$(6.5.7) \quad Q = \sum_{i=1}^3 \frac{(n_i - np(i; \hat{\theta}))^2}{np(i; \hat{\theta})}$$

$$= \frac{(n_1 - n\hat{\theta}^2)^2}{n\hat{\theta}^2} + \frac{(n_2 - n2\hat{\theta}(1 - \hat{\theta}))^2}{n2\hat{\theta}(1 - \hat{\theta})} + \frac{(n_3 - n(1 - \hat{\theta})^2)^2}{n(1 - \hat{\theta})^2},$$

que, para n grande, tem a mesma distribuição que $-2 \log \lambda(\mathbf{x})$, ou seja, χ_1^2 . Notemos que a estatística Q dada em (6.5.7) é, em geral, interpretada como a soma do quadrado da diferença entre o número observado (dado por n_i) e o número esperado (sob H_0) de indivíduos do tipo i na amostra, que é dado por $ng_i(\hat{\theta})$, dividido pelo número esperado (sob H_0) de indivíduos do tipo i na amostra, para todos os tipos de indivíduos na população. No caso do equilíbrio de Hardy-Weinberg, temos que $p(1; \theta) = \theta^2$, $p(2; \theta) = 2\theta(1 - \theta)$ e $p(3; \theta) = (1 - \theta)^2$. A estatística Q pode também ser generalizada para situações mais complexas que aquela considerada acima. Entre outras, citamos sua utilização em testes de independência em tabelas de contigência, discutido em textos básicos de estatística como, por exemplo, em Bussab e Morettin (1987).

Vamos discutir brevemente as relações entre testes de hipóteses e intervalos de confiança. Consideremos o Exemplo 6.5.1 novamente. Nesse exemplo temos que, para um nível α fixado, a hipótese H_0 é aceita se $|\bar{x} - \mu_0| \leq z_{\alpha/2}/\sqrt{n}$, ou equivalentemente, se

$$\bar{x} - \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \leq \mu_0 \leq \bar{x} + \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}.$$

Como o teste tem nível α , a $P(H_0 \text{ ser aceita} | \mu = \mu_0) = 1 - \alpha$, então podemos escrever que

$$P\left(\bar{X} - \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \leq \mu_0 \leq \bar{X} + \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} | \mu = \mu_0\right) = 1 - \alpha.$$

No entanto essa probabilidade deve valer para todo μ_0 , de modo que

$$P\left(\bar{X} - \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha.$$

Portanto o intervalo $\left[\bar{x} - \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}, \bar{x} + \frac{z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}\right]$ obtido a partir da região de aceitação do teste de nível α , é um intervalo de $100(1 - \alpha)\%$ de confiança para μ e coincide com o intervalo (5.3.2).

Por outro lado, a partir do intervalo de confiança, podemos construir um teste bilateral ($H_0 : \theta = \theta_0$ versus $H_1 : \theta \neq \theta_0$) onde

rejeitamos H_0 se $\theta_0 \notin \text{I.C.}$

aceitamos H_0 se $\theta_0 \in I.C.$

Esse teste tem nível α , pois

$$P(H_0 \text{ ser rejeitada} | \theta = \theta_0) = P_{\theta_0}(\theta_0 \notin I.C) = \alpha.$$

Concluímos, então, que podemos obter um intervalo de confiança a partir de um teste de hipótese e vice e versa.

6.6 Testes Bayesianos

O problema de testes de hipóteses também pode ser formulado do ponto de vista Bayesiano. Nesse caso, o teste será baseado na distribuição a posteriori. Como vimos na seção anterior existe uma relação entre testes de hipóteses e intervalos de confiança, então uma maneira de se construir um teste Bayesiano é através da obtenção de um intervalo de confiança Bayesiano.

Suponhamos que o interesse seja testar $H_0 : \theta = \theta_0$ versus $H_1 : \theta \neq \theta_0$. Para isso, construímos o intervalo Bayesiano para θ e, se θ_0 estiver contido no intervalo, então aceitamos H_0 e, se θ_0 estiver fora do intervalo, então rejeitamos H_0 .

Exemplo 6.6.1. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$, e consideremos uma priori $N(0, 1)$. O interesse é testar $H_0 : \mu = 0$ versus $H_1 : \mu \neq 0$. Do Exemplo 4.4.3 temos que a distribuição a posteriori de μ é $N\left(\frac{n\bar{x}}{n+1}, \frac{1}{n+1}\right)$, ou seja,

$$\frac{\mu - \frac{n\bar{x}}{n+1}}{\sqrt{\frac{1}{n+1}}} \sim N(0, 1).$$

Logo

$$P\left(-z_{\alpha/2} \leq \frac{\mu - \frac{n\bar{x}}{n+1}}{\sqrt{\frac{1}{n+1}}} \leq z_{\alpha/2}\right) = \gamma$$

de modo que o intervalo Bayesiano (intervalo de credibilidade) com probabilidade γ é dado por

$$\left[\frac{n\bar{x}}{n+1} - z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{1}{n+1}}, \frac{n\bar{x}}{n+1} + z_{\alpha/2} \sqrt{\frac{1}{n+1}} \right].$$

Suponhamos que $n = 8$, $\sum_{i=1}^8 x_i = 0,57$ e $\alpha = 0,05$. Logo o intervalo de confiança Bayesiano é $[-0,59; 0,72]$. Como o zero está contido no intervalo, não rejeitamos a hipótese H_0 , ao nível de $\alpha = 5\%$.

6.7 Exercícios

6.1. Seja X uma variável aleatória com função de densidade $f(x|\theta) = \theta^2 xe^{-\theta x}$, $x > 0, \theta > 0$. Queremos testar $H_0 : \theta = 1$ versus $H_1 : \theta = 2$.

- i) Qual é a região crítica se $n = 5$ e $\alpha = 0,05$?
- ii) Se $n = 1$, qual é o teste que minimiza $\alpha + \beta$? E qual o valor de $\alpha + \beta$?

6.2. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu, 1)$. Queremos testar $H_0 : \mu = 0$ versus $H_1 : \mu = 1$. Encontre n que produz o teste mais poderoso com $\alpha = \beta = 0,05$.

6.3. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com função de densidade dada por

$$f(x|\theta) = \theta x^{\theta-1}, \quad 0 < x < 1, \quad \theta > 0.$$

- i) Mostre que o teste mais poderoso para testar $H_0 : \theta = 1$ versus $H_1 : \theta = 2$, rejeita H_0 , se e somente se, $\sum_{i=1}^n -\log x_i \leq a$, onde a é uma constante.
- ii) Sendo $n = 2$ e $\alpha = (1 - \log 2)/2$, qual a região crítica?

6.4. Seja X uma única observação da função de densidade

$$f(x|\theta) = (2\theta x + 1 - \theta)I_{(0,1)}(x)$$

Queremos testar $H_0 : \theta = 0$ versus $H_1 : \theta = 1$.

- i) Obtenha o teste mais poderoso com nível de significância α .
- ii) Se $\alpha = 0,05$ e $x = 0,8$, qual a sua conclusão?

6.5. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim Poisson(\theta)$.

- i) Encontre o teste UMP para testar $H_0 : \theta = \theta_0$ versus $H_1 : \theta > \theta_0$.
- ii) Seja $\alpha = 0,05$, faça o gráfico da função poder para $\theta_0 = 1$ e $n = 25$ (use o Teorema do limite central).

6.6. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu_X, 1)$ e sejam Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória da variável aleatória $Y \sim N(\mu_Y, 4)$ sendo as amostras independentes.

- i) Determine o teste mais poderoso para testar

$$H_0 : \mu_X = \mu_Y = 0 \quad \text{versus} \quad H_1 : \mu_X = \mu_Y = 1$$

- ii) Sendo $n = 9$, $\sum x_i = 3,95$; $m = 4$; $\sum y_i = 2,03$. Qual a sua conclusão ao nível de significância de 5%? E qual o poder do teste?

6.7. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória X com f.d.p. dada por

$$f(x|\theta) = \frac{1}{\theta}x^{(1-\theta)/\theta}, \quad 0 < x < 1, \quad \theta > 0.$$

Queremos testar $H_0 : \theta \leq \theta_0$ versus $H_1 : \theta > \theta_0$.

- i) Encontre o teste UMP de nível α (se existir).
- ii) Se $n = 2$, $\theta_0 = 1$ e $\alpha = 0,05$, encontre a região crítica.

6.8. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(0, \sigma^2)$.

- i) Encontre o teste UMP para testar $H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$ versus $H_1 : \sigma^2 > \sigma_0^2$.
- ii) Seja $\alpha = 0,05$, $n = 9$ e $\sigma_0^2 = 9$, faça o gráfico da função poder.

6.9. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim \exp(\theta)$.

- i) Encontre o teste da razão de verossimilhanças generalizada para testar

$$H_0 : \theta = 1 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta \neq 1.$$

- ii) Se você observar $n = 5$; $x_1 = 0,8$; $x_2 = 1,3$; $x_3 = 1,8$; $x_4 = 0,9$ e $x_5 = 1,0$, qual a sua decisão ao nível de 5%?

6.10. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim N(\mu_X, 9)$ e seja Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória da variável aleatória $Y \sim N(\mu_Y, 25)$, sendo as amostras independentes.

- i) Determine o teste da RVG para testar

$$H_0 : \mu_X = \mu_Y \quad \text{versus} \quad H_1 : \mu_X \neq \mu_Y$$

- ii) Sendo $n = 9$, $\sum x_i = 3,4$, $m = 16$, $\sum y_i = 4,3$. Qual a sua conclusão a um nível de significância de 5%?

6.11. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim \text{Poisson}(\theta_1)$ e sejam Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória da variável aleatória $Y \sim \text{Poisson}(\theta_2)$ sendo as amostras independentes.

- i) Encontre o teste da RVG(aproximado) para testar $H_0 : \theta_1 = \theta_2$ versus $H_1 : \theta_1 \neq \theta_2$.
- ii) Sendo $n = 5$, $\sum x_i = 3,8$; $m = 8$; $\sum y_i = 4,8$, qual a sua conclusão a um nível de significância de 5%?

6.12. Sejam X_1, \dots, X_n uma amostra aleatória da variável aleatória $X \sim \exp(\theta_1)$ e sejam Y_1, \dots, Y_m uma amostra aleatória da variável aleatória $Y \sim \exp(\theta_2)$, sendo as amostras independentes.

- i) Determine o teste mais poderoso para testar

$$H_0 : \theta_1 = \theta_2 = 1 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta_1 = \theta_2 = 2.$$

- ii) Verifique se seu teste é UMP para testar

$$H_0 : \theta_1 = \theta_2 = 1 \quad \text{versus} \quad H_1 : \theta_1 = \theta_2 > 1.$$

- iii) Se você observar $n = 5$, $\bar{x} = 1,1$; $\bar{y} = 0,8$, qual a sua decisão ao nível de 5%?
- iv) Determine o teste da RVG para testar $H_0 : \theta_1 = \theta_2$ versus $H_1 : \theta_1 \neq \theta_2$.
- v) Mostre que o teste acima é equivalente a um teste F exato.

6.13. Discuta a obtenção dos estimadores de máxima verossimilhança dados em (6.5.5). Suponha que em uma população com três tipos de indivíduos, temos para uma amostra de $n = 100$ indivíduos, $n_1 = 26$ do tipo 1, $n_2 = 47$ do tipo 2 e $n_3 = 27$ do tipo 3. Verifique ao nível de 5% se a distribuição dos tipos de indivíduos na população segue o equilíbrio de Hardy-Weinberg.

6.14. Discuta a implementação de um procedimento (teste) para verificar se um dado é equilibrado, ou seja, para testar $H_0 : \theta_1 = \dots = \theta_6$ sendo que n lançamentos do dado apresenta n_i ocorrência da face i , $i = 1, \dots, 6$. Sendo $n = 120$, $n_1 = 23$, $n_2 = 18$, $n_3 = 15$, $n_4 = 21$, $n_5 = 27$ e $n_6 = 16$, qual sua decisão ao nível de 5%?

6.15. Um modelo genético para a distribuição dos tipos de sangue 1, 2, 3 e 4, especifica as proporções $\theta_1 = p(1;\theta) = (2+\theta)/4$, $\theta_2 = p(2;\theta) = (1-\theta)/4 = \theta_3 = p(3;\theta)$ e $\theta_4 = p(4;\theta) = \theta/4$. Uma amostra de $n = 100$ indivíduos da população apresenta $n_1 = 65$, $n_2 = 6$, $n_3 = 8$ e $n_4 = 21$. Verifique se os dados obtidos suportam o modelo genético acima para a distribuição dos tipos de sangue na população de onde foi selecionada a amostra.

6.16. Desenvolva o teste da razão de verossimilhanças generalizada para testar $H_0 : \beta = \beta_0$ versus $H_1 : \beta \neq \beta_0$ no modelo de regressão descrito no Exercício 2.12.

6.17. O teste t pareado. Sejam $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ uma amostra aleatória da variável aleatória bidimensional (X, Y) com distribuição normal bivariada como dada no Exemplo 2.4.4. Mostre que para testar $H_0 : \mu_x = \mu_y$ versus $H_1 : \mu_x \neq \mu_y$, o teste da razão de verossimilhanças generalizado apresenta região crítica dada por

$$A^* = \{\mathbf{d}; \frac{\sqrt{n}|\bar{d}|}{S_d} > c\},$$

onde $\bar{d} = \sum_{i=1}^n d_i/n$ e $S_d^2 = \sum_{i=1}^n (d_i - \bar{d})^2/(n-1)$.

Referências

1. BICKEL, P.J. e DOKSUM, K.A. (1977). *Mathematical Statistical. Basic Ideas and Selected Topics*. Holden-Day.
2. BUSSAB, W.O. e MORETTIN, P.A. (1987). *Estatística Básica*. São Paulo: Atual.
3. DEGROOT, M.H. (1989). *Probability and Statistics*. New York: Addison-Wesley.
4. FELLER, W. (1976). *Probabilidades*. São Paulo: Edgard Blücher.
5. JAMES, B.R. (1981). *Probabilidade: Um Curso em Nível Intermediário*. Rio de Janeiro: Livro Técnico.
6. LEHMANN, E.L. (1986). *Testing Statistical Hypotheses*. Wiley: New York.
7. SEN, P.K. e SINGER, J.M. (1993). *Large Sample Methods in Statistics. An Introduction with Applications*. Chapman and Hall.

