Parte 1.3: Testes de Hipóteses Assintóticos

Econometria I - IBMEC

Marcus L. Nascimento

17 de outubro de 2025

1. Consistência e Eficiência

2. Testes de Hipótese Assintóticos

Consistência e Eficiência

Introdução

- Anteriormente, estudamos as propriedades dos estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários em um contexto de amostras finitas, por exemplo:
 - Sob as suposições A1-A5, os estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários são não viesados para qualquer tamanho de amostra n;
 - Sob as suposições A1-A5, o estimador MQO é o melhor estimador linear não viesado.
- A partir da adição da suposição de que o termo de erro (ε) possui distribuição normal e é independente das variáveis independentes, verificamos que
 - Os estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários possuem distribuição amostral normal;
 - As estatísticas t e F possuem distribuição t de Student e F, respectivamente.

Introdução

- Em adição às propriedades sob amostras finitas, é importante estudar as propriedades assintóticas dos estimadores e estatísticas de testes.
 - Ao nos referirmos às propriedades assintóticas, definimos um contexto no qual o tamanho da amostra cresce ilimitadamente $(n \to \infty)$;
 - Sob as hipóteses vistas anteriormente, os estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários possuem boas propriedades assintóticas;
 - Na construção de testes de hipóteses, relaxaremos a hipótese na qual o erro segue uma distribuição normal.

Consistência

Sob as suposições A1-A4, os estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários $\hat{\beta}_j$, $j=1,2,\ldots,p$, são consistentes:

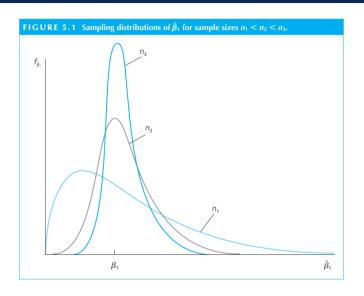
$$\lim_{n\to\infty} E(\hat{\beta}_j) = \beta_j,$$

 $\lim_{n\to\infty} Var(\hat{\beta}_j) = 0.$

Podemos compreender intuitivamente a consistência dos estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários a partir das seguintes considerações:

- Para cada n, $\hat{\beta}_i$, possui uma distribuição de probabilidade;
- Como $\hat{\beta}_j$ é não viesado, sob as suposições A1-A4, a média da distribuição é β_j ;
- A variância convergir para 0 indica que a distribuição de $\hat{\beta}_j$ se torna cada vez mais justa em torno de β_j à medida que a amostra cresce.

Consistência



Eficiência

- Em um contexto de amostras finitas, vimos que, sob as suposições A1-A5, o estimador MQO é o melhor estimador linear não viesado.
- Ao estudarmos propriedades assintóticas, a tradução de tal resultado se dá através do conceito de eficiência.
 - Menor variância assintótica.
- A classe de estimadores consistentes é obtida através da generalização das condições de primeira ordem de MQO:

$$\sum_{i=1}^{n} g_{j}(\mathbf{x}_{i})(y_{i} - \beta_{0} - \tilde{\beta}_{1}x_{i1} - \ldots - \tilde{\beta}_{p}x_{ip}), \ j = 0, 1, 2, \ldots, p,$$
(1)

onde $g_j(\mathbf{x}_i)$ denota qualquer função das variáveis independentes para a observação i.

Eficiência

- é possível observar que os estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários são obtidos quando $g_0(\mathbf{x}_i) = 0$ e $g_j(\mathbf{x}_i) = x_{ij}$, $j = 1, \dots, p$.
- Como podemos utilizar qualquer função de x_{ij} que desejarmos, a classe de estimadores definida anteriormente é infinita.
- Denotando os estimadores que solucionam a equação em (1) por $\tilde{\beta}_j$ e os estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários por $\hat{\beta}_j$. Sob as suposições de Gauss-Markov (A1-A5), para $j=0,1,\ldots,p$ os estimadores de MQO possuem menor variância assintótica:

$$Var(\sqrt{n}(\hat{\beta}_j - \beta_j)) \leq Var(\sqrt{n}(\tilde{\beta}_j - \beta_j)).$$

Testes de Hipótese Assintóticos

- Apesar de consistência e eficiência serem propriedades assintóticas importantes dos estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários, não nos permitem realizar inferência estatística.
- Anteriormente para a realização de testes de hipóteses acrescentamos uma suposição acerca da distribuição dos erros às suposições de Gauss-Markov.
 - Erro com distribuição normal com média 0 e variância σ^2 ;
 - Considerando σ^2 desconhecido, realizamos teste t para coeficientes separadamente;
 - Para um grupo de coeficientes, realizamos um teste *F*.

- Vale lembrar que assumir que a distribuição do erro é normal equivale a dizer que a distribuição de y condicional em x₁, x₂,..., x_p é normal.
 - Hipótese forte;
 - Em muitos casos, os dados não terão características de uma distribuição normal.
- É possível fazer inferência estatística e testar hipóteses sem assumir que os erros seguem uma distribuição normal?

- Vale lembrar que assumir que a distribuição do erro é normal equivale a dizer que a distribuição de y condicional em x₁, x₂,..., x_p é normal.
 - Hipótese forte;
 - Em muitos casos, os dados não terão características de uma distribuição normal.
- É possível fazer inferência estatística e testar hipóteses sem assumir que os erros seguem uma distribuição normal?

SIM!

Sob as suposições de Gauss-Markov (A1-A5),

(i)
$$\sqrt{n}(\hat{\beta}_j - \beta_j) \sim N(0, \sigma^2/a_j^2)$$
 ($\hat{\beta}_j$ possui distribuição normal assintoticamente), onde

- σ^2/a_j^2 é a variância assintótica de $\sqrt{n}(\hat{\beta}_j-\beta_j)$;
- $a_j^2 = \text{plim}\left(n^{-1}\sum_{i=1}^n \hat{r}_{ij}^2\right)$, onde \hat{r}_{ij} são os resíduos obtidos a partir da regressão de x_j nas demais variáveis independentes.
- (ii) $\hat{\sigma}^2$ é um estimador consistente para $\sigma^2 = Var(u)$.
- (iii) Para cada j,
 - $(\hat{\beta}_j \beta_j)/\mathsf{sd}(\hat{\beta}_j) \sim \mathsf{N}(0,1)$ e $(\hat{\beta}_j \beta_j)/\mathsf{se}(\hat{\beta}_j) \sim \mathsf{N}(0,1)$.

Observações:

- A partir do resultado anterior, uma possível consequência é que devemos utilizar a normal padrão em amostras grandes independentemente de σ^2 ser conhecido ou não.
- Sob um perspectiva prática, é legítimo escrever

$$(\hat{eta}_j - eta_j)/\mathsf{se}(\hat{eta}_j) \sim t_{n-p-1}$$

já que a distribuição t de Student se aproxima da distribuição normal padrão para graus de liberdade grandes.

• Os resultados assintóticos para os estimadores de Mínimos Quadrados Ordinários também implicam que a estatística F terá aproximadamente distribuição F para amostras grandes.

Multiplicador de Lagrange

 Assim como a estatística F, a estatística LM possibilitará testar hipóteses acerca de um grupo de variáveis, ou seja,

$$H_0$$
: $\beta_{p-q+1} = \beta_{p-q+2} = \ldots = \beta_p = 0$

 H_1 : H_0 não é verdadeira,

onde q < p é o tamanho do grupo a ser testado.

- Assim como na estatística F para amostras grandes, a forma da estatística F recai sobre as suposições de Gauss-Markov.
- A estatística *LM* requer a estimação do modelo restrito apenas.

$$y = \tilde{\beta}_0 + \tilde{\beta}_1 x_1 + \ldots + \tilde{\beta}_{p-k} x_{p-k} + \tilde{\varepsilon},$$

onde "~" indica que as estimativas se referem ao modelo restrito.

Multiplicador de Lagrange

- A ideia principal do teste advém do fato de que se x_{p-q+1}, \ldots, x_p possuem coeficientes 0, então \tilde{u} deve ser não correlacionado com essas variáveis na amostra (pelo menos aproximadamente).
 - A ideia principal sugere ajustar uma regressão dos resíduos nas variáveis independentes excluídas em H₀;
 - Todas as variáveis independentes devem ser incluídas, pois, em geral, os regressores considerados em H₀ são correlacionados com os regressores considerados no modelo restrito.
 - A regressão ajustada considera

$$\tilde{u}$$
 em x_1, x_2, \ldots, x_p .

Multiplicador de Lagrange

- Como o resultado do ajuste de uma regressão de \tilde{u} em x_1, x_2, \dots, x_p pode ser utilizado para testar H_0 ?
 - Se H₀ for verdade, o R² deveria ser "próximo" de zero;
 - Sob a hipótese nula nR² possui distribuição assintótica qui-quadrado com q graus de liberdade.
- Em resumo,
 - 1. Ajuste um regressão de y no conjunto restrito de variáveis independentes e obtenha os resíduos (\tilde{u});
 - 2. Ajuste uma regressão de \tilde{u} no conjunto de variáveis independentes e obtenha o R^2 (R_u^2) ;
 - 3. Calcule $LM = nR_u^2$;
 - 4. Compare LM no valor crítico, c, apropriado, considerando uma χ^2 com q graus de liberdade.