

統計解析論

その6
様々な仮説検定

1. 母平均に関する検定

- 母平均がある値と等しくないことを示す.
- 帰無仮説: 母平均 = ある値 (μ_0)
- X_i の母平均と母分散 $E[X_i] = \mu$ $V[X_i] = \sigma^2$
- モデル
 $X_i = \mu + \varepsilon_i$ $E[\varepsilon_i] = 0$ $V[\varepsilon_i] = \sigma^2$
誤差項 ε_i は正規分布
- 回帰係数 μ に関する検定

母平均に関する検定 (2)

- t統計量
 - 母平均の推定 $\hat{\mu} = \bar{X}$
 - 推定値の分散, 標準誤差の推定
 $V(\hat{\mu}) = \frac{\sigma^2}{n} = \frac{\sigma^2}{n}$ 推定値(σ^2) = $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$
 $s.e.(\hat{\mu}) = \frac{S}{\sqrt{n}}$
- t統計量 $t = \frac{\hat{\mu} - \mu_0}{s.e.(\hat{\mu})} = \frac{\bar{X} - \mu_0}{S/\sqrt{n}}$ は $t(n-1)$ という分布
 - 誤差項が正規分布ではない場合も分布を近似として使用

2. 母平均差に関する検定

- 二つの集団の母平均に差があることを示す.
- 帰無仮説: 2 集団の母平均差は 0
- もう一つ仮定
 - 2 集団の母分散は等しい. つまり, 帰無仮説では完全に同一の母集団に属する.
 - 母分散が異なる場合は次の誤差項の問題, 異分散の場合で扱う.
- ダミー変数
 - あるカテゴリーに属する場合に値が 1 になり, そうでないときには 0 となる変数.
 - 質的変数をモデル化するのに使う.
 - D_{1i} は集団 1 に属している場合 1, それ以外 0.
 - D_{2i} は集団 2 に属している場合 1, それ以外 0.

母平均差に関する検定 (2)

- $E[X_i | \text{集団 1}] = \mu_1$ $E[X_i | \text{集団 2}] = \mu_2$ $V[X_i] = \sigma^2$
- モデル $X_i = \mu_1 D_{1i} + \mu_2 D_{2i} + \varepsilon_i$
集団 1 の標本数: n_1 , 集団 2 の標本数: n_2
- 集団ごとの平均 μ_1, μ_2 の推定値
 $\hat{\mu}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i \in \text{集団 1}} X_i = \bar{X}_1$ $\hat{\mu}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i \in \text{集団 2}} X_i = \bar{X}_2$
- 理由: 正規方程式 ($D_{1i} D_{2i} = 0$ を利用)
 $\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_1 D_{1i} - \mu_2 D_{2i}) D_{1i} = \sum_{i=1}^n X_i D_{1i} - n_1 \mu_1 = \sum_{i \in \text{集団 1}} X_i - n_1 \mu_1 = 0$
 $\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_1 D_{1i} - \mu_2 D_{2i}) D_{2i} = \sum_{i=1}^n X_i D_{2i} - n_2 \mu_2 = \sum_{i \in \text{集団 2}} X_i - n_2 \mu_2 = 0$

母平均差に関する検定 (3)

- 母平均差に関するモデルへの変形
 $D_{1i} + D_{2i} = 1$ $D_{2i} = 1 - D_{1i}$
 $X_i = \mu_1 D_{1i} + \mu_2 (1 - D_{1i}) + \varepsilon_i = \mu_2 + (\mu_1 - \mu_2) D_{1i} + \varepsilon_i$
- 推定値とその分散
 $\mu_1 - \mu_2$ の推定値 $= \hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2 = \bar{X}_1 - \bar{X}_2$
 $V(\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2) = \frac{\sigma^2}{n_1} + \frac{\sigma^2}{n_2} = \frac{\sigma^2}{\frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2}}$
 $= \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^{n_1} (D_{1i} - \bar{D}_1)^2} = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^{n_1} \left(D_{1i} - \frac{n_1}{n_1 + n_2} \right)^2} = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^{n_1} \left(\frac{n_2}{n_1 + n_2} \right)^2} + \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^{n_2} \left(\frac{n_1}{n_1 + n_2} \right)^2} = \frac{\sigma^2}{\frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2}} = \frac{\sigma^2}{\frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2}}$

母平均差に関する検定 (4)

- 分散の推定量

$$RSS = \sum_{\text{集団1}}^n (X_i - \bar{X}_1)^2 + \sum_{\text{集団2}}^n (X_i - \bar{X}_2)^2$$

$$S^2 = \frac{RSS}{n_1 + n_2 - 2} = \frac{\sum_{\text{集団1}}^n (X_i - \bar{X}_1)^2 + \sum_{\text{集団2}}^n (X_i - \bar{X}_2)^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

- t統計量 $t = \frac{\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2}{S / \sqrt{n_1 n_2 / (n_1 + n_2)}}$

分布 $t(n_1 + n_2 - 2)$

3. 複数の仮説の検定

- 帰無仮説が複数の式に関わる場合

- 例 $\beta_1 = \beta_1^0, \beta_2 = \beta_2^0$

- 対立モデル

$$y_i = \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i$$

このRSSの値を RSS_a とする.

- 帰無モデル

$$y_i - \beta_1^0 x_{1i} - \beta_2^0 x_{2i} = \beta_3 x_{3i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i$$

このRSSの値を RSS_0 とする.

複数の係数からなる仮説の検定 (2)

- 検定統計量

$$F = \frac{(RSS_0 - RSS_a) / (\text{制約式の数} = 2)}{RSS_a / (\text{標本数} - \text{対立仮説における係数の数})}$$

- 帰無仮説における統計量の分布

$$F(\text{制約式の数} = 2, \text{標本数} - \text{対立モデルにおける係数の数})$$

- 片側検定を用いる

統計量の値が大きい範囲でのみ棄却

4. 例1 (収穫一定性の検定)

- 対立モデル (コブ - ダグラス型生産関数)

$$Y_i = \gamma + \alpha \log K + \beta \log L + \varepsilon_i$$

- 帰無仮説 $\alpha + \beta = 1$

- この場合、証明したいことが帰無仮説にきているので、あまり望ましくないが、やむを得ない.

- 帰無モデル

$$\log Y_i = \gamma + \alpha \log K_i + (1 - \alpha) \log L_i + \varepsilon_i \quad \text{より}$$

$$= \log L_i + \gamma + \alpha (\log K_i - \log L_i) + \varepsilon_i$$

$$\log Y_i - \log L_i = \gamma + \alpha (\log K_i - \log L_i) + \varepsilon_i$$

例1 (収穫一定性の検定) (2)

- 統計量

$$F = \frac{(RSS_0 - RSS_a) / 1}{RSS_a / (\text{標本数} - \text{対立仮説における係数の数})}$$

- 帰無仮説における統計量の分布

$$F(\text{制約式の数} = 1, \text{標本数} - \text{対立モデルにおける係数の数})$$

- F検定を使用しない方法

$$\log Y_i = \gamma + (\alpha + \beta - 1) \log K_i - (\beta - 1) \log L_i + \beta \log L_i + \varepsilon_i$$

$$\log Y_i - \log K_i = \gamma + (\alpha + \beta - 1) \log K_i + \beta (\log L_i - \log K_i) + \varepsilon_i$$

5. 例2 (多重比較)

- 3群以上の集団の平均比較

- 対立モデル

$$X_i = \mu_1 D_{1i} + \mu_2 D_{2i} + \dots + \mu_k D_{ki} + \varepsilon_i$$

• D_1 は集団1に属している場合1, それ以外0.

• D_2 は集団2に属している場合1, それ以外0.

• 以下同文

$$E[X_i | \text{集団1}] = \mu_1 \quad E[X_i | \text{集団2}] = \mu_2 \quad E[X_i | \text{集団3}] = \mu_3$$

- 帰無仮説 $\mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$

- 帰無モデル $X_i = \mu + \varepsilon_i$

例2 (多重比較) (2)

- F統計量

$$RSS_0 = \sum (X_i - \bar{X})^2$$

$$RSS_a = \sum_{\text{集団1}}^{i=1}^{n_1} (X_i - \bar{X}_1)^2 + \sum_{\text{集団2}}^{i=1}^{n_2} (X_i - \bar{X}_2)^2 + \dots + \sum_{\text{集団k}}^{i=1}^{n_k} (X_i - \bar{X}_k)^2$$

$$RSS_0 - RSS_a = \sum_{\text{集団1}} (\bar{X} - \bar{X}_1)^2 + \sum_{\text{集団2}} (\bar{X} - \bar{X}_2)^2 + \dots + \sum_{\text{集団k}} (\bar{X} - \bar{X}_k)^2$$

$$F = \frac{(RSS_0 - RSS_a)/(k-1)}{RSS_a/(n-k)}$$

- 統計量の分布 $F(k-1, n-k)$

6. 回帰の有意性検定

- 回帰式中の定数項以外の係数のどれかが有意かどうか = 回帰に意味がある

定数項は被説明変数の平均を多くは表すから、平均0でなければ有意になって当たり前。

- 帰無仮説 $\beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_k = 0$

- 帰無モデル $y_i = \beta_1 + \varepsilon_i$

$$RSS_0 = \sum (y_i - \bar{y})^2 = TSS$$

- F統計量 $F = \frac{(RSS_0 - RSS_a)/(K-1)}{RSS_a/(n-K)} = \frac{(TSS - RSS_a)/(K-1)}{RSS_a/(n-K)}$

- 分布は $F(K-1, n-K)$

7. t統計量とF統計量

- 1変数のみの回帰を考える。
- 回帰の有意性検定を $y_i = \alpha + \beta x_i + \varepsilon_i$ に適用
 - 回帰の有意性検定は帰無仮説 $\beta = 0$ を検定

$$F = \frac{TSS - RSS}{RSS/(n-1)}$$

- $=0$ は検定でも検定できる。
- 計算結果を見比べると、 $t^2 = F$ 。一般化すると、

$$t^2 = \frac{RSS(\text{t 値の回帰係数無モデル}) - RSS(\text{t 値の回帰係数有モデル})}{RSS(\text{t 値の回帰係数有モデル})/(n-K)}$$