数値例： $\hat{\alpha}=0.5$，$\hat{\beta}=0.7$ **なので，**$\hat{Y}_i=0.5+0.7X_i$，$\hat{u}_i=Y_i-0.5-0.7X_i$ **により，**$\hat{Y}_i$，$\hat{u}_i$ **を計算する。**

i	X_i	Y_i	X_i^2	X_iY_i	$\hat{Y}_i$	$\hat{u}_i$
1	**5**	**4**	**25**	**20**	**4.0**	**0.0**
2	**1**	**1**	**1**	**1**	**1.2**	−0.2
3	**3**	**1**	**9**	**3**	**2.6**	−1.6
4	**2**	**3**	**4**	**6**	**1.9**	**1.1**
5	**4**	**4**	**16**	**16**	**3.3**	**0.7**
合計	$\sum X_i$	$\sum Y_i$	$\sum X_i^2$	$\sum X_iY_i$	$\sum \hat{Y}_i$	$\sum \hat{u}_i$
	15	**13**	**55**	**46**	**13**	**0.0**
平均	$\overline{X}$	$\overline{Y}$				
	3	**2.6**				

誤差項 (または，攪乱項) の母分散 σ^2 の不偏推定量 s^2 は，

$$s^2 = \frac{1}{n-2}\sum_{i=1}^{n}\hat{u}_i^2 = \frac{1}{5-2}(0.0^2 + (-0.2)^2 + (-1.6)^2 + 1.1^2 + 0.7^2) = 1.43333$$

によって与えられる。

s は「回帰式の標準誤差 (Standard Error of Regression)」と呼ばれ，この例では，$s = \sqrt{1.43333} = 1.197$ となる。

● $\hat{\alpha}$，$\hat{\beta}$ の分散の不偏推定量：　$\hat{\alpha}$ と $\hat{\beta}$ の分散は，

$$\mathbf{V}(\hat{\alpha}) = \sigma_{\hat{\alpha}}^2 = \frac{\sigma^2 \sum_{i=1}^{n} X_i^2}{n\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^2} \qquad \mathbf{V}(\hat{\beta}) = \sigma_{\hat{\beta}}^2 = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^2}$$

によって，与えられる。

σ^2 をその不偏分散 s^2 に置き換えることによって，$\hat{\alpha}$，$\hat{\beta}$ の分散の不偏推定量を次のように得ることができる。

$$s_{\hat{\alpha}}^2 = \frac{s^2 \sum_{i=1}^n X_i^2}{n \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2} \qquad s_{\hat{\beta}}^2 = \frac{s^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}$$

さらに，平方根をとって，$\hat{\alpha}$，$\hat{\beta}$ の標準誤差はそれぞれ，

$$s_{\hat{\alpha}} = s\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}} \qquad s_{\hat{\beta}} = \frac{s}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}}$$

として与えられる。

数値例： $s^2 = 1.43333$ **なので，**

$$s_{\hat\beta}^2 = \frac{s^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2} = \frac{s^2}{\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\overline{X}^2} = 1.433333 \times 0.1 = 0.1433333$$

$$s_{\hat\alpha}^2 = \frac{s^2 \sum_{i=1}^n X_i^2}{n \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2} = \frac{s^2 \sum_{i=1}^n X_i^2}{n(\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\overline{X}^2)} = 1.433333 \times 1.1 = 1.5766667$$

$\hat\alpha$**，**$\hat\beta$ **の標準誤差はそれぞれ，平方根をとって，**

$$s_{\hat\beta} = \sqrt{0.1433333} = 0.3786, \qquad s_{\hat\alpha} = \sqrt{1.5766667} = 1.25565$$

となる。

5.3.8　$\hat{\alpha}$，$\hat{\beta}$ の分布（σ^2 が未知の場合）

(* 復習) t 分布について：

$Z \sim N(0,1)$，$U \sim \chi^2(k)$，Z と U は独立のとき，

$T = \dfrac{Z}{\sqrt{U/k}} \sim t(k)$ となる。

(* 復習) t 分布について（その 2）：

$X_1, X_2, \cdots, X_n$ は互いに独立で，$X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$

$\overline{X} = \dfrac{1}{n}\displaystyle\sum_{i=1}^{n} X_i \sim N(\mu, \dfrac{\sigma^2}{n})$ なので，$Z = \dfrac{\overline{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$ となる。

一方，$U = \dfrac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$ となる。ただし，$S^2 = \dfrac{1}{n-1}\displaystyle\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^2$

$\overline{X}$ と S^2 は独立（$\mathbf{Cov}(\overline{X}, S^2) = 0$ を示せばよいが，ここでは証明略）。

$$\frac{Z}{\sqrt{U/(n-1)}} = \frac{\dfrac{\overline{X}-\mu}{\sqrt{\sigma^2/n}}}{\sqrt{\dfrac{(n-1)S^2}{\sigma^2}/(n-1)}} = \frac{\overline{X}-\mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$$ となる。

●$\hat{\beta}$ について：　$\hat{\beta}$ は次のように書き換えられる。

$$\hat{\beta} = \beta + \frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})u_i}{\sum_{j=1}^{n}(X_j - \overline{X})^2} = \beta + \sum_{i=1}^{n} \omega_i u_i$$

$u_i \sim N(0, \sigma^2)$ で，かつ，それぞれ独立に分布する。また，$\hat{\beta}$ の平均，分散はそれぞれ，

$$\mathbf{E}(\hat{\beta}) = \beta \qquad \mathbf{V}(\hat{\beta}) = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^2}$$

となるので，

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

を得る。変形すると，

$$Z = \frac{\hat{\beta} - \beta}{\sigma / \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^2}} \sim N(0, 1)$$

となる。

さらに，

$$U = \frac{(n-2)s^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-2)$$

となり（証明略），$\hat{\beta}$ とは独立なので（$\mathrm{Cov}(\hat{\beta}, s^2) = 0$ を示せばよいが，ここでは証明略），

$$\frac{Z}{\sqrt{U/(n-2)}} = \frac{\dfrac{\hat{\beta}-\beta}{\sigma/\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}}}{\sqrt{\dfrac{(n-2)s^2}{\sigma^2}/(n-2)}} = \frac{\hat{\beta}-\beta}{s/\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}} \sim t(n-2)$$

結果的には，σ を s で置き換えることによって，

$$\frac{\hat{\beta}-\beta}{\sigma/\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}} \sim N(0,1) \qquad \Longrightarrow \qquad \frac{\hat{\beta}-\beta}{s/\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}} \sim t(n-2)$$

が得られる。

● $\hat{\alpha}$ について：　また，$\hat{\alpha}$ の平均，分散はそれぞれ，

$$\mathbf{E}(\hat{\alpha}) = \alpha \qquad \mathbf{V}(\hat{\alpha}) = \frac{\sigma^2 \sum_{i=1}^n X_i^2}{n \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}$$

となるので，

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

を得る。変形すると，

$$Z = \frac{\hat{\alpha} - \alpha}{\sigma \sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}}} \sim N(0, 1)$$

となる。

さらに，

$$U=\frac{(n-2)s^2}{\sigma^2}\sim\chi^2(n-2)$$

となり（証明略），$\hat{\alpha}$ とは独立なので（$\mathbf{Cov}(\hat{\alpha},s^2)=0$ を示せばよいが，ここでは証明略），

$$\frac{Z}{\sqrt{U/(n-2)}}=\frac{\dfrac{\hat{\alpha}-\alpha}{\sigma\sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n\sum_{i=1}^n(X_i-\overline{X})^2}}}}{\sqrt{\dfrac{(n-2)s^2}{\sigma^2}/(n-2)}}=\frac{\hat{\alpha}-\alpha}{s\sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{n\sum_{i=1}^n(X_i-\overline{X})^2}}}\sim t(n-2)$$

となる。

結果的に見ると，σ を s で置き換えると，

$$\frac{\hat{\alpha}-\alpha}{\sigma\sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^{n} X_i^2}{n\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}}} \sim N(0,1) \qquad \Longrightarrow \qquad \frac{\hat{\alpha}-\alpha}{s\sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^{n} X_i^2}{n\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}}} \sim t(n-2)$$

となる。

● まとめ：

$$\frac{\hat{\beta}-\beta}{s_{\hat{\beta}}} \sim t(n-2) \qquad \frac{\hat{\alpha}-\alpha}{s_{\hat{\alpha}}} \sim t(n-2)$$

ただし，

$$s_{\hat{\beta}} = \frac{s}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}} \qquad s_{\hat{\alpha}} = s\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} X_i^2}{n\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}}$$

とする。$s_{\hat{\beta}}$ は $\hat{\beta}$ の標準誤差（Standard Error），$s_{\hat{\alpha}}$ は $\hat{\alpha}$ の標準誤差とそれぞれ呼ばれる。

5.3.9　α，β の区間推定（信頼区間）

(* 復習) 区間推定（Interval Estimation）について：

$X_1, X_2, \cdots, X_n$ は互いに独立で，$X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ とする。

$\dfrac{\overline{X}-\mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$ となる。

$t_{\alpha/2}(n-1)$，$t_{1-\alpha/2}(n-1)$ をそれぞれ自由度 $n-1$ の t 分布の上側から $100\times\dfrac{\alpha}{2}$ %点，

$100\times(1-\dfrac{\alpha}{2})$ %点の値とする（$\alpha=0.05,\ 0.01$ がよく用いられ，t 分布表から得られる）。

確率変数 $\dfrac{\overline{X}-\mu}{S/\sqrt{n}}$ が $t_{\alpha/2}(n-1)$ と $t_{1-\alpha/2}(n-1)$ の間に入る確率が $1-\alpha$ という意味である。

t 分布はゼロを中心として左右対称なので，$t_{1-\alpha/2}(n-1)=-t_{\alpha/2}(n-1)$ となる。

$$\textbf{Prob}\Big(-t_{\alpha/2}(n-1) < \frac{\overline{X}-\mu}{S/\sqrt{n}} < t_{\alpha/2}(n-1)\Big) = 1-\alpha$$

$$\textbf{Prob}\Big(\overline{X}-t_{\alpha/2}(n-1)\frac{S}{\sqrt{n}} < \mu < \overline{X}+t_{\alpha/2}(n-1)\frac{S}{\sqrt{n}}\Big) = 1-\alpha$$

推定量 $\overline{X}$**，**S^2 **をそれぞれ推定値** $\overline{x}$**，**s^2 **で置き換えて，**

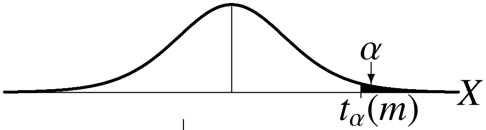
信頼係数 $1-\alpha$ **の** μ **の信頼区間（Confidence Interval）が，**

$$\left(\overline{x} - t_{\alpha/2}(n-1)\frac{s}{\sqrt{n}},\ \overline{x} + t_{\alpha/2}(n-1)\frac{s}{\sqrt{n}}\right)$$

となる。ただし，$\overline{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i$**，**$s^2 = \dfrac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2$ **とする。**

---

t 分布表： $X \sim t(m)$



$$\alpha = \mathbf{Prob}(X > t_\alpha(m)) = \int_{t_\alpha(m)}^{\infty} f(x)\mathbf{d}x$$

α / m（自由度）	.10	.05	.025	.010	.005
1	3.0777	6.3138	12.7062	31.8205	63.6567
2	1.8856	2.9200	4.3027	6.9646	9.9248
3	1.6377	2.3534	3.1824	4.5407	5.8409
4	1.5332	2.1318	2.7764	3.7470	4.6041
5	1.4759	2.0150	2.5706	3.3649	4.0322
6	1.4398	1.9432	2.4469	3.1427	3.7074
7	1.4149	1.8946	2.3646	2.9980	3.4995
8	1.3968	1.8595	2.3060	2.8965	3.3554
9	1.3830	1.8331	2.2622	2.8214	3.2498
10	1.3722	1.8125	2.2281	2.7638	3.1693
11	1.3634	1.7959	2.2010	2.7181	3.1058
12	1.3562	1.7823	2.1788	2.6810	3.0545
∞	1.2816	1.6449	1.9600	2.3263	2.5758

回帰分析に応用する。

$\hat{\alpha}$，$\hat{\beta}$ **の分布は，以下のように得られた。**

$$\frac{\hat{\beta}-\beta}{s_{\hat{\beta}}} \sim t(n-2) \qquad \frac{\hat{\alpha}-\alpha}{s_{\hat{\alpha}}} \sim t(n-2)$$

$t_{\alpha/2}(n-2)$，$t_{1-\alpha/2}(n-2)$ **をそれぞれ自由度** $n-2$ **の** t **分布の上側から** $100\times\dfrac{\alpha}{2}$ **%点，**$100\times(1-\dfrac{\alpha}{2})$ **%点の値とする。ただし，この** α **と切片の** α **は異なるものなので注意すること。このとき，**

$$\textbf{Prob}\Big(t_{1-\alpha/2}(n-2) < \frac{\hat{\beta}-\beta}{s_{\hat{\beta}}} < t_{\alpha/2}(n-2)\Big) = 1-\alpha,$$

すなわち，t **分布はゼロを中心として左右対称なので，**$t_{1-\alpha/2}(n-2) = -t_{\alpha/2}(n-2)$ **となり，**

$$\textbf{Prob}\Big(-t_{\alpha/2}(n-2) < \frac{\hat{\beta}-\beta}{s_{\hat{\beta}}} < t_{\alpha/2}(n-2)\Big) = 1-\alpha,$$

を得る。ただし，自由度と α が決まれば，$t_{\alpha/2}(n-2)$ は t 分布表から得られる。

書き直して，

$$\textbf{Prob}\left(\hat{\beta} - t_{\alpha/2}(n-2)s_{\hat{\beta}} < \beta < \hat{\beta} + t_{\alpha/2}(n-2)s_{\hat{\beta}}\right) = 1 - \alpha,$$

と表される。

したがって，$\hat{\beta}$，$s_{\hat{\beta}}$ を推定値で置き換えて，信頼係数 $1-\alpha$ の β の信頼区間は，

$$\left(\hat{\beta} - t_{\alpha/2}(n-2)s_{\hat{\beta}},\ \ \hat{\beta} + t_{\alpha/2}(n-2)s_{\hat{\beta}}\right)$$

となる。

同様に，信頼係数 $1-\alpha$ (この α は確率) の α (この α は切片) の信頼区間は，

$$\left(\hat{\alpha}-t_{\alpha/2}(n-2)s_{\hat{\alpha}},\ \ \hat{\alpha}+t_{\alpha/2}(n-2)s_{\hat{\alpha}}\right)$$

となる。

数値例：　**今までと同様に，以下の数値例をとりあげる。**

i	X_i	Y_i
1	**5**	**4**
2	**1**	**1**
3	**3**	**1**
4	**2**	**3**
5	**4**	**4**

回帰モデル $Y_i = \alpha + \beta X_i + u_i$ **を推定した結果，以下の推定値を得た。**

$$\hat{\beta} = 0.7, \qquad \hat{\alpha} = 0.5$$

$$s_{\hat{\beta}} = \sqrt{0.1433333} = 0.3786, \qquad s_{\hat{\alpha}} = \sqrt{1.5766667} = 1.25565$$

$t_{0.025}(3) = 3.1824$ **なので，信頼係数 0.95 の傾き** β **の信頼区間は，**

$$(0.7 - 3.1824 \times 0.3786,\ 0.7 + 3.1824 \times 0.3786) = (-0.505,\ 1.905)$$

となり，信頼係数 0.95 の切片 α **の信頼区間は，**

$$(0.5 - 3.1824 \times 1.25565,\ 0.5 + 3.1824 \times 1.25565,) = (-3.496,\ 4.496)$$

となる。

同様にして，$t_{0.05}(3) = 2.3534$ **なので，信頼係数 0.90 の傾き** β **の信頼区間は，**

$$(0.7 - 2.3534 \times 0.3786,\ 0.7 + 2.3534 \times 0.3786) = (-0.191,\ 1.591)$$

となり，信頼係数 0.90 の切片 α の信頼区間は，

$$(0.5 - 2.3534 \times 1.25565,\ 0.5 + 2.3534 \times 1.25565) = (-2.455,\ 3.455)$$

となる。

5.3.10　α，β の仮説検定

「帰無仮説 $H_0 : \beta = \beta_0$，対立仮説 $H_1 : \beta \neq \beta_0$」の検定を行う。帰無仮説： $H_0 : \beta = \beta_0$ が正しいとき，

$$\frac{\hat{\beta} - \beta_0}{s_{\hat{\beta}}} \sim t(n-2),$$

となる。

よって，検定の手順は，

1. 検定統計値 $\dfrac{\hat{\beta} - \beta_0}{s_{\hat{\beta}}}$ を計算する。ただし，

$$s_{\hat{\beta}}^2 = \frac{s^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}, \qquad s^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n \hat{u}_t^2, \qquad \hat{u}_t = Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i,$$

$$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})(Y_i - \overline{Y})}{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^2}, \qquad \hat{\alpha} = \overline{Y} - \hat{\beta}\overline{X},$$

である。

2. 有意水準 α を決めて (この α は，回帰式の定数項の α とは異なることに注意)，自由度 $n-2$ の t 分布表から $100 \times \alpha$ % 点の値を求める。通常，$\alpha = 0.01,\ 0.05$ とす場合が多い。

3. 自由度 $n-2$ の t 分布表から得られた $100 \times \alpha$ % 点の値と検定統計値の大小を比較する。すなわち，

$$\left| \frac{\hat{\beta} - \beta_0}{s_{\hat{\beta}}} \right| > t_{\alpha/2}(n-2),$$

ならば，有意水準 α で帰無仮説 $H_0:\ \beta = \beta_0$ を棄却する。帰無仮説 $H_0:\ \beta = \beta_0$ を中心とした分布を考えるとき，データから得られた検定統計量は，分布の端にあり，確率的に起こりにくいと考える。

となる。

定数項の推定量 $\hat{\alpha}$ についても同様。

● t 値について：　特に，「帰無仮説：$H_0 : \beta = 0$，対立仮説：$H_1 : \beta \neq 0$」の検定は特別の意味を持つ。

帰無仮説のもとでは（「帰無仮説が正しいとき」と同じ意味），

$$\frac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}} \sim t(n-2)$$

の分布に従う。

このときの t 統計量の値 (すなわち，$\dfrac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}}$) を t 値と呼ぶ。

$H_0 : \beta = 0$ という帰無仮説は，回帰式

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + u_i,$$

において，「X_i が Y_i に何の影響も与えない」という仮説であることを意味する。

有意水準 α のもとで (この α は，回帰式の定数項の α とは異なることに注意)，

$$\left|\frac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}}\right| > t_{\alpha/2}(n-2)$$

ならば，有意水準 α で帰無仮説 $H_0 :\ \beta = 0$ を棄却する。

1. 回帰モデル

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + u_i$$

において，経済理論から $\beta > 0$ という符号条件が想定されたとする。

2. 有意水準 α を決める。(例えば，$\alpha = 0.05,\ 0.01$)

3. 実際のデータから，$\hat{\beta} > 0$ が得られた場合

   (a) t 値が，

   $$\frac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}} > t_{\alpha/2}(n-2)$$

   となった場合，帰無仮説 $H_0:\ \beta = 0$ が棄却され，$\beta > 0$ が統計的にも証明され，経済理論は現実経済をサポートする結果。

   (b) t 値が，

   $$\frac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}} < t_{\alpha/2}(n-2)$$

となった場合，帰無仮説 $H_0: \beta = 0$ を棄却できず，$\hat{\beta} > 0$ にもかかわらず，$\beta < 0$ の可能性もあるため，経済理論が現実経済を積極的には支持しない。

4. 実際のデータから，$\hat{\beta} < 0$ が得られた場合

(a) t 値が，

$$-t_{\alpha/2}(n-2) < \frac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}}$$

となった場合，帰無仮説 $H_0: \beta = 0$ を棄却できず，$\hat{\beta} < 0$ にもかかわらず，$\beta > 0$ の可能性もあるため，得られた推定結果と経済理論は完全に矛盾しているとは言えない。

(b) t 値が，

$$-t_{\alpha/2}(n-2) > \frac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}}$$

となった場合，帰無仮説 $H_0: \beta = 0$ は棄却され，統計的には $\beta < 0$ となり，得られた推定結果と経済理論は完全に矛盾している。すなわち，この場合，経済理論の立て直しが必要。

数値例：　今までと同様に，以下の数値例をとりあげる。

i	X_i	Y_i
1	**5**	**4**
2	**1**	**1**
3	**3**	**1**
4	**2**	**3**
5	**4**	**4**

回帰モデル $Y_i = \alpha + \beta X_i + u_i$ **を推定した結果，以下の推定値を得た。**

$$\hat{\beta} = 0.7, \qquad s_{\hat{\beta}} = \sqrt{0.1433333} = 0.3786,$$

帰無仮説 $H_0: \ \beta = 0$**，対立仮説** $H_0: \ \beta \neq 0$ **の検定を行う。**t **値は** $0.7/0.3786 = 1.849$**，有意水**

準 5 % の $t_{\alpha/2}(n-2)$ の値は 3.1824 となり $(\alpha = 0.05, n = 5)$，

$$\frac{\hat{\beta}}{s_{\hat{\beta}}} = \frac{0.7}{\sqrt{0.1433333}} = 1.849 < t_{\alpha/2}(n-2) = 3.1824$$

を得る。このように，有意水準 5 % で帰無仮説 $H_0: \beta = 0$ は棄却されない。よって，β の符号は統計学的に確定できない。

また，α についても同様に，t 値を計算できる。

$$\hat{\alpha} = 0.5, \qquad s_{\hat{\alpha}} = \sqrt{1.5766667} = 1.25565,$$

なので，t 値は，

$$\frac{\hat{\alpha}}{s_{\hat{\alpha}}} = \frac{0.5}{\sqrt{1.5766667}} = 0.398 < t_{\alpha/2}(n-2) = 3.1824,$$

となり，有意水準 5 % で H_0 : $\alpha = 0$ を棄却できない。

しかし，定数項については，経済学的意味が無い場合が多い。