

02402 Statistik (Polyteknisk grundlag)

Uge 8: Simpel lineær regression

DTU Compute
Danmarks Tekniske Universitet
2800 Kgs. Lyngby

Dagsorden

- 1 Introduktion til lineær regression
- 2 Mindste kvadraters metode
(Least squares)
 - Standardfejl på parameter estimererne
 - Matrice notation
- 3 Hypotesetest og konfidensintervaller
for β_0 og β_1
- 4 Konfidensinterval og
prædiktionsinterval for linjen
- 5 Korrelation og forklaret varians

02402 Statistik (Polyteknisk grundlag)

Introduktion til lineær regression

DTU Compute
Danmarks Tekniske Universitet
2800 Kgs. Lyngby

Statistisk analyse med **forklarende variable**



For to grupper er den forklarende variabel "bare" hvilken gruppe du tilhører.

Nu skal vi snakke om **kontinuære** forklarende variable.

Motiverende eksempel

Hvad skal vi kunne efter i dag?

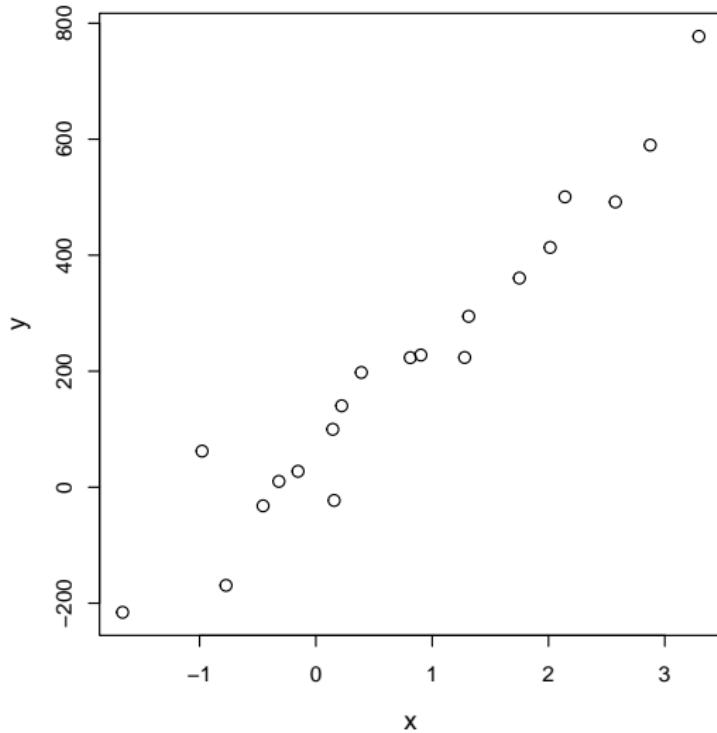
- Gå til Python notebook
"simple_linear_regression.ipynb" i VS Code
Example: Height and Weight



Visual Studio Code

Start med et scatterplot

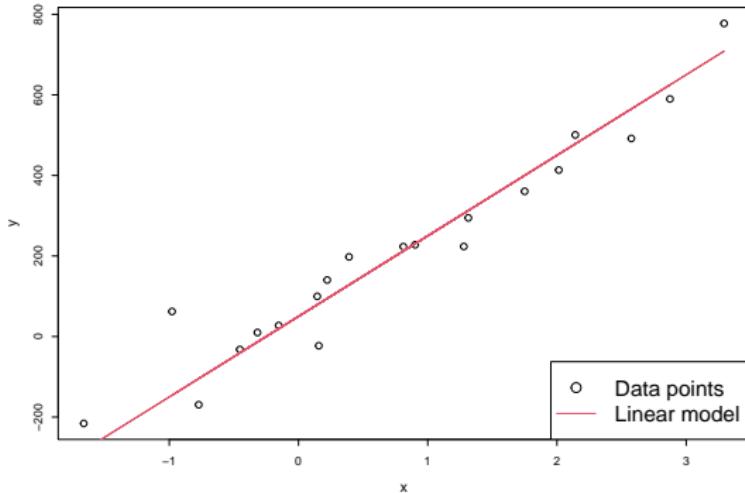
- Vi har n par datapunkter (x_i, y_i) .



En lineær model

Hvis datapunkterne ligger på en ret linje, kan sammenhængen mellem x - og y -værdierne beskrives ved ligningen:

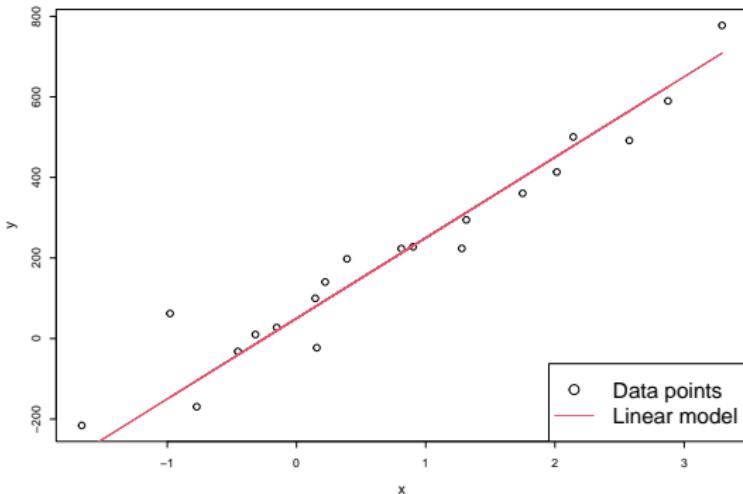
$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i.$$



En lineær model

Hvis datapunkterne ligger på en ret linje, kan sammenhængen mellem x - og y -værdierne beskrives ved ligningen:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i.$$



- Vi mangler en beskrivelse af den *tilfældige variation*.

Den lineære regressionsmodel

- Den *lineære regressionsmodel*:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i \quad (i = 1, \dots, n).$$

- Y_i er den *afhængige variabel*.
- x_i er den *forklarende variabel*.
- ε_i er afvigelsen (residualen).
- Vi antager $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ (og i.i.d.).

Den lineære regressionsmodel

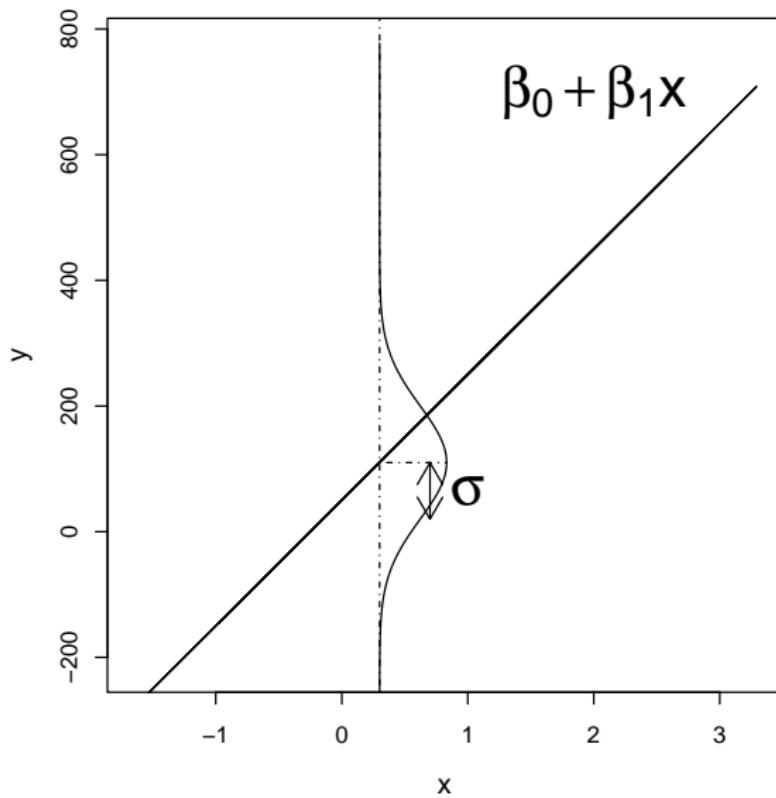
- Den *lineære regressionsmodel*:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i \quad (i = 1, \dots, n).$$

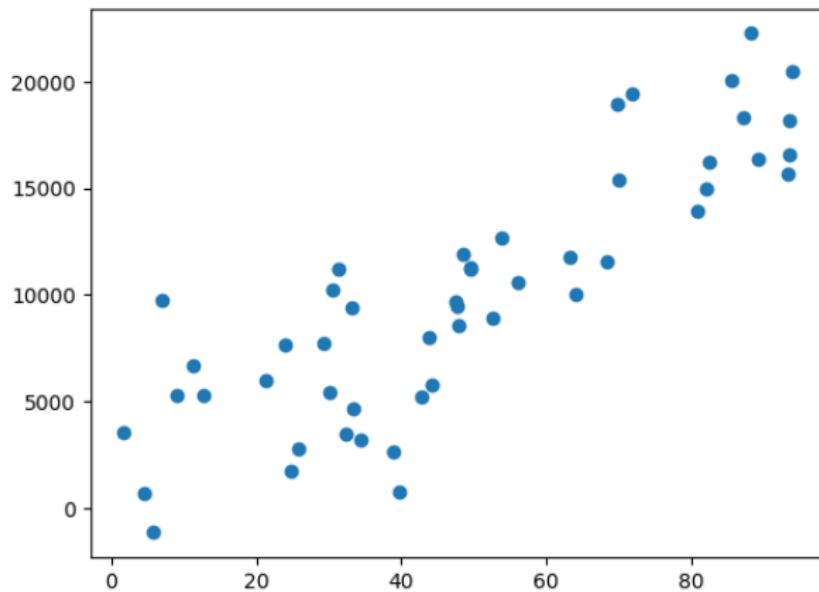
- Y_i er den *afhængige variabel*.
- x_i er den *forklarende variabel*.
- ε_i er afvigelsen (residualen).
- Vi antager $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ (og i.i.d.).

Overvej: *Hvilken slags fordeling følger Y_i ? Er Y_i 'erne ensfordelte?*

Illustration af den statistiske model



Kahoot



Kahoot!
(x7)

02402 Statistik (Polyteknisk grundlag)

Mindste kvadraters metode (Least squares)

- Standardfejl på parameter estimaterne
- Matrice notation

Mindste kvadraters metode

- Vi ønsker at **estimere** parametrene β_0 og β_1 .

Mindste kvadraters metode

- Vi ønsker at **estimere** parametrene β_0 og β_1 .
- God ide: Lad os minimere variansen af residualerne (σ^2).

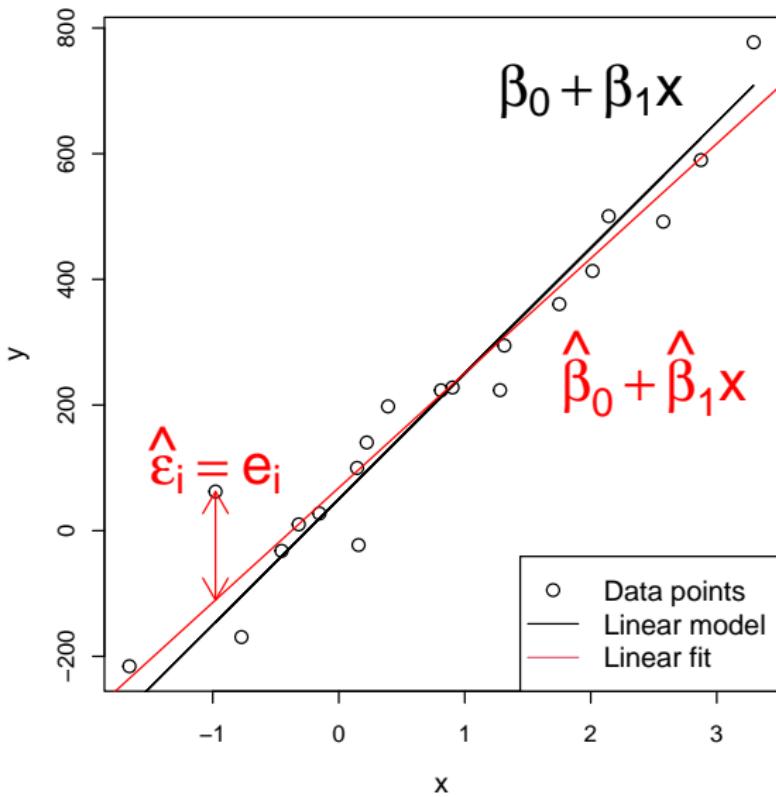
Mindste kvadraters metode

- Vi ønsker at **estimere** parametrene β_0 og β_1 .
- God ide: Lad os minimere variansen af residualerne (σ^2).
- Vi minimerer summen af de kvadrerede residualer ("Residual Sum of Squares", RSS):

$$RSS(\beta_0, \beta_1) = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2.$$

Dvs. at vi vælger $\hat{\beta}_0$ og $\hat{\beta}_1$, sådan at RSS bliver så lille som muligt.

Illustration af model, data og fit



'Least squares'-estimatorer

||| Theorem 5.4 Least squares estimators

The least squares estimators of β_0 and β_1 are given by

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})(x_i - \bar{x})}{S_{xx}}, \quad (5-9)$$

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}, \quad (5-10)$$

where $S_{xx} = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$.

(Se udledning i "Proof" side 218-219)

Eksempel i Python: Estimér β_0 og β_1

Nu prøver vi at simulere noget data fra en kendt underliggende model.

Ud fra data skal vi estimere parametrene.

- Gå til Python notebook
"simple_linear_regression.ipynb" i VS Code
Example: Estimating Parameters



Visual Studio Code

02402 Statistik (Polyteknisk grundlag)

- Standardfejl på parameter estimererne
- Matrice notation

Simulering

Vi udtager en ny stikprøve

Vil estimererne af $\hat{\beta}_0$ and $\hat{\beta}_1$ så blive de samme?

- Gå til Python notebook "simple_linear_regression.ipynb" i VS Code
Example: Variation of Parameters



Visual Studio Code

Tænkepause

Hvad lærte vi fra simuleringen?

Hvad er fordelingerne af $\hat{\beta}_0$ og $\hat{\beta}_1$?

Hvad (tror du) har indflydelse på variansen af $\hat{\beta}_0$ og $\hat{\beta}_1$?

(Skriv dine egne noter her)

Variansen (og co-varians) af $\hat{\beta}_0$ og $\hat{\beta}_1$

|||| Theorem 5.8 Variance of estimators

The variance and covariance of the estimators in Theorem 5.4 are given by

$$V[\hat{\beta}_0] = \frac{\sigma^2}{n} + \frac{\bar{x}^2\sigma^2}{S_{xx}}, \quad (5-27)$$

$$V[\hat{\beta}_1] = \frac{\sigma^2}{S_{xx}}, \quad (5-28)$$

$$\text{Cov}[\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1] = -\frac{\bar{x}\sigma^2}{S_{xx}}, \quad (5-29)$$

where σ^2 is usually replaced by its estimate ($\hat{\sigma}^2$). The central estimator for σ^2 is

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{RSS(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)}{n - 2}. \quad (5-30)$$

When the estimate of σ^2 is used the variances also become estimates and we'll refer to them as $\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_0}^2$ and $\hat{\sigma}_{\hat{\beta}_1}^2$.

"Standard Errors" for $\hat{\beta}_0$ og $\hat{\beta}_1$

$$\hat{\sigma}_{\beta_0} = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2}{n} + \frac{\bar{x}^2 \hat{\sigma}^2}{S_{xx}}} = \hat{\sigma} \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}, \quad (5-43)$$

$$\hat{\sigma}_{\beta_1} = \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2}{S_{xx}}} = \hat{\sigma} \sqrt{\frac{1}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}, \quad (5-44)$$

$\hat{\sigma}_{\beta_0}$ og $\hat{\sigma}_{\beta_1}$ er "**Standard Errors**" for $\hat{\beta}_0$ og $\hat{\beta}_1$!

Desuden har vi:

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{RSS(\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1)}{n-2}} = \sqrt{\frac{\sum_i^n \hat{\epsilon}_i^2}{n-2}}$$

(kend forskel på de forskellige σ 'er!)



(x2)

Python

Python funktion til at estimere lineær regressions model:

- `my_fit = smf.ols(formula = 'y ~ x', data=...).fit()`

Print modellen i en tabel:

- `print(my_fit.summary(slim=True))`

- Gå til Python notebook
"simple_linear_regression.ipynb" i VS Code
Example: Estimate standard errors of parameters



Visual Studio Code

02402 Statistik (Polyteknisk grundlag)

- Standardfejl på parameter estimerne
- Matrice notation

Den Generelle Linære Model for simpel lineær regression

Model for "simpel lineær regression":

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_i + \varepsilon_i$$

Kan også skrives på matriceform:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

Her er $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ én kontinuær forklarende variabel

||| Theorem 5.23

The estimators of the parameters in the simple linear regression model are given by

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}, \quad (5-67)$$

and the covariance matrix of the estimates is

$$\mathbf{V}[\hat{\beta}] = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}, \quad (5-68)$$

and central estimate for the error variance is

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{RSS}{n - 2}. \quad (5-69)$$

$$\hat{\beta} = \begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \end{bmatrix} \quad \mathbf{V}[\hat{\beta}] = \begin{bmatrix} \mathbf{V}[\hat{\beta}_0] & \mathbf{Cov}[\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1] \\ \mathbf{Cov}[\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1] & \mathbf{V}[\hat{\beta}_1] \end{bmatrix}$$

02402 Statistik (Polyteknisk grundlag)

Hypotesetest og konfidensintervaller for β_0 og β_1

DTU Compute
Danmarks Tekniske Universitet
2800 Kgs. Lyngby

Hypotesetest for β_0 og β_1

Vi kan udføre hypotesetest for parametrene i en lineær regressionsmodel:

$$\begin{aligned} H_{0,i} : \quad \beta_i &= \beta_{0,i}, \\ H_{1,i} : \quad \beta_i &\neq \beta_{0,i}. \end{aligned}$$

||| Theorem 5.12 Test statistics

Under the null hypothesis ($\beta_0 = \beta_{0,0}$ and $\beta_1 = \beta_{0,1}$) the statistics

$$T_{\beta_0} = \frac{\hat{\beta}_0 - \beta_{0,0}}{\hat{\sigma}_{\beta_0}}, \tag{5-45}$$

$$T_{\beta_1} = \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_{0,1}}{\hat{\sigma}_{\beta_1}}, \tag{5-46}$$

are t -distributed with $n - 2$ degrees of freedom, and inference should be based on this distribution.

Hypotest for β_0 og β_1

- Test om parametrene er signifikant forskellige fra 0:

$$H_{0,i} : \beta_i = 0, \quad H_{1,i} : \beta_i \neq 0.$$

- (Se eksempel 5.13 for et eksempel på en hypotesetest)

- Gå til Python notebook
"simple_linear_regression.ipynb" i VS Code
Example: Hypothesis test for parameters



Visual Studio Code

Konfidensintervaller for β_0 og β_1

Method 5.15 Parameter confidence intervals

$(1 - \alpha)$ confidence intervals for β_0 and β_1 are given by

$$\hat{\beta}_0 \pm t_{1-\alpha/2} \cdot \hat{\sigma}_{\beta_0}, \quad (5-52)$$

$$\hat{\beta}_1 \pm t_{1-\alpha/2} \cdot \hat{\sigma}_{\beta_1}, \quad (5-53)$$

where $t_{1-\alpha/2}$ is the $(1 - \alpha/2)$ -quantile of a t -distribution with $n - 2$ degrees of freedom. Where $\hat{\sigma}_{\beta_0}$ and $\hat{\sigma}_{\beta_1}$ are calculated from the results in Theorem 5.8, and Equations (5-43) and (5-44).

Konfidensintervaller for β_0 og β_1

- I output tabellen (regressions-tabellen) kan $\hat{\sigma}_{\beta_0}$ og $\hat{\sigma}_{\beta_1}$ aflæses under "std err".
- Gå til Python notebook "simple_linear_regression.ipynb" i VS Code
 - "Example: Confidence interval for parameters"
 - + KAHOOT (x1)



Visual Studio Code

02402 Statistik (Polyteknisk grundlag)

Konfidensinterval og prædiktionsinterval for linjen

DTU Compute
Danmarks Tekniske Universitet
2800 Kgs. Lyngby

Konfidensinterval for regressionslinjen

En model for Y_i -værdierne (interessevariablen) kan skrives som

$$Y \sim N(\mu(x), \sigma^2),$$

hvor $\mu(x) = \beta_0 + \beta_1 x$ (gennemsnit som funktion af x)

For en bestemt x -værdi ($x = x_0$) kan vi finde et $(1 - \alpha)$ -konfidensinterval for gennemsnittet (for $\hat{\mu}(x_0)$):

$$(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_0) \pm t_{1-\alpha/2} \cdot \hat{\sigma} \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{S_{xx}}}$$

(i bogen kaldes $\hat{\mu}(x_0) = \hat{Y}(x_{new})$)

Python

Python kode til at beregne $\hat{\mu}(x_0)$ for nye x -værdier:

Definér ønskede x -værdier:

- `x_new = pd.DataFrame('x': ...)`

Beregn $\hat{\mu}(x_0)$ for hver x -værdi:

- `my_fit.get_prediction(x_new).summary_frame(alpha=...)`

(Konfidensinterval fås med `mean_ci_lower` og `mean_ci_upper`)

- Gå til Python notebook
"simple_linear_regression.ipynb" i VS Code
Example: Confidence interval for the line



Visual Studio Code

Prædiktionsinterval for en ny observation

En model for Y_i -værdierne (interessevariablen) kan skrives som

$$Y \sim N(\mu(x), \sigma^2),$$

dvs. observationer ved samme x -værdi (x_0) vil være normalfordelte omkring $\mu(x_0)$ og med spredning σ .

For en bestemt x -værdi ($x = x_0$) kan vi finde et
($1 - \alpha$)-Prædiktionsinterval for observationen (for $Y(x_0)$):

$$(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_0) \pm t_{1-\alpha/2} \cdot \hat{\sigma} \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{S_{xx}}}$$

(i bogen kaldes $Y(x_0) = Y_{new}$)

Python

Python kode til at beregne prædiktionsinterval for observationer (ved nye x -værdier):

Definér ønskede x -værdier:

- `x_new = pd.DataFrame('x': ...)`
- `my_fit.get_prediction(x_new).summary_frame(alpha=...)`

(denne gang bruges `obs_ci_lower` og `obs_ci_upper`)

- Gå til Python notebook
"simple_linear_regression.ipynb" i VS Code
Example: Prediction interval for observations



Visual Studio Code

Konfidens- og prædiktionsintervaller i bogen

||| Method 5.18 Intervals for the line

The $(1-\alpha)$ confidence interval for the line $\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{\text{new}}$ is

$$\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{\text{new}} \pm t_{1-\alpha/2} \hat{\sigma} \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(x_{\text{new}} - \bar{x})^2}{S_{xx}}}, \quad (5-59)$$

and the $(1-\alpha)$ prediction interval is

$$\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{\text{new}} \pm t_{1-\alpha/2} \hat{\sigma} \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_{\text{new}} - \bar{x})^2}{S_{xx}}}, \quad (5-60)$$

where $t_{1-\alpha/2}$ is the $(1 - \alpha/2)$ -quantile of the t -distribution with $n - 2$ degrees of freedom.

Konfidens- og prædiktionsintervaller

- Konfidensintervallet angiver usikkerheden for *regressionslinjen*.
- Prædiktionsintervallet angiver usikkerheden for en *ny observation*.
- For fastholdt α er prædiktionsintervallet større end konfidensintervallet.
- Prædiktionsintervallet kan aldrig blive mindre end den tilfældige variation i data (altså den fra fejlleddet ε).

Kahoot!
(x2)

02402 Statistik (Polyteknisk grundlag)

Korrelation og forklaret varians

DTU Compute
Danmarks Tekniske Universitet
2800 Kgs. Lyngby

Forklaret varians og korrelation

- Den forklarede varians i en model er R^2 (R-squared).
- Beregnes med

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2},$$

hvor $\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i$.

- Andelen af den totale varians, der er forklaret med modellen.



Forklaret varians og korrelation

- Korrelationen ρ er et mål for *lineær sammenhæng* mellem to stokastiske variable.
- Den estimerede (dvs. empiriske) korrelation opfylder

$$\hat{\rho} = R = \sqrt{R^2} sgn(\hat{\beta}_1),$$

hvor $sgn(\hat{\beta}_1)$ er -1 for $\hat{\beta}_1 \leq 0$ og 1 for $\hat{\beta}_1 > 0$

Forklaret varians og korrelation

- Korrelationen ρ er et mål for *lineær sammenhæng* mellem to stokastiske variable.
- Den estimerede (dvs. empiriske) korrelation opfylder

$$\hat{\rho} = R = \sqrt{R^2} \operatorname{sgn}(\hat{\beta}_1),$$

hvor $\operatorname{sgn}(\hat{\beta}_1)$ er -1 for $\hat{\beta}_1 \leq 0$ og 1 for $\hat{\beta}_1 > 0$

- Altså:
 - Positiv korrelation ved positiv hældning.
 - Negativ korrelation ved negativ hældning.

Test for signifikant korrelation

- Test for signifikant korrelation (lineær sammenhæng) mellem to variable:

$$H_0 : \rho = 0,$$

$$H_1 : \rho \neq 0,$$

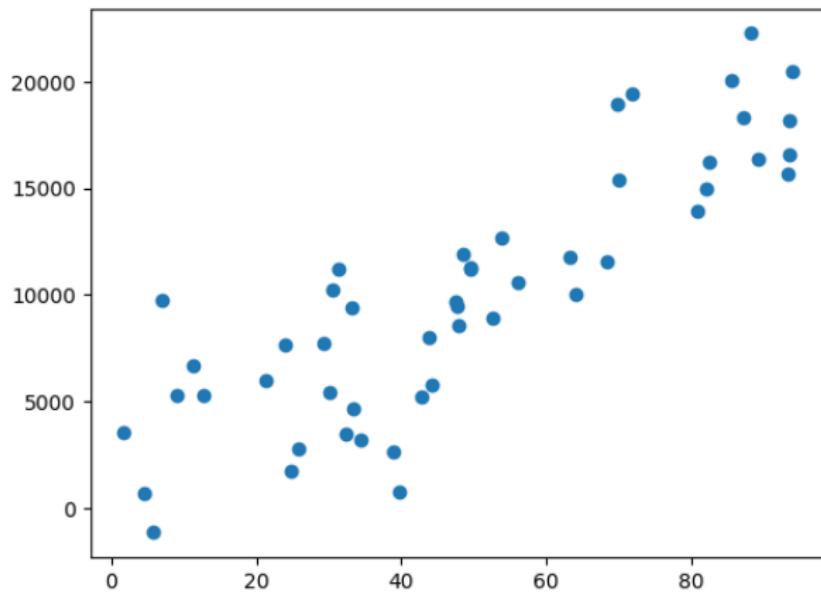
er ækvivalent med

$$H_0 : \beta_1 = 0,$$

$$H_1 : \beta_1 \neq 0,$$

hvor β_1 er hældningen i den simple lineære regressionsmodel.

Kahoot



Kahoot!
(x2)

Næste gang

Næste gang: Multipel lineær regression

Dagsorden

- 1 Introduktion til lineær regression
- 2 Mindste kvadraters metode
(Least squares)
 - Standardfejl på parameter estimaterne
 - Matrice notation
- 3 Hypotesetest og konfidensintervaller
for β_0 og β_1
- 4 Konfidensinterval og
prædiktionsinterval for linjen
- 5 Korrelation og forklaret varians

Tjekliste

Efter i dag skal du kunne:

- Vurdere ud fra et scatterplot om det vil være relevant at lave en simpel lineær regressionsmodel for data
- Opstille en simpel lineær regressionsmodel og estimere dens parametre
- Beskrive princippet bag "Least Squares Estimation".
- Opskrive Design Matrice for en simpel lineær regresionsmodel
- Estimere usikkerheder (herunder konfidensintervaller) på parametrene i en simpel lineær regressions model
- Udføre hypotesetest for om en parameter er signifikant forskellig fra nul
- Beregne prædikterede værdier for en simpel lineær regressionsmodel, herunder også konfidensinterval samt prædiktionsinterval
- Beskrive sammenhængen mellem R^2 og correlations coefficienten (og hældningen af regressionslinjen)
- Udføre modelkontrol af en simpel lineær regressionsmodel (dette punkt dækkes hovedsageligt i projekterne).

Øvelser Uge 8

5.1 Kan besvares uden Python

5.2 Brug Python, men lav beregninger ud fra formler og brug først `smf.ols` til sidst (d).

5.6 Brug gerne Python

5.7 Brug gerne Python

Project Start på projekt 2