

# Lineær regresjon (enkel og multippel)

ISTx1003 Statistisk læring og Data Science

Stefanie Muff, Institutt for matematiske fag

Oktober 20 og 21, 2025

# Anerkjennelse

Disse slides bygger på slides fra Mette Langaas, 2020.

Takk til Mette for at jeg fikk bruke noen av materialene.

# Plan for i dag og morgen 14:15-15:00 (tema “Regresjon”)

- Læringsmål og plan for prosjektmodulen ISTx1003.
- De tre temaene i modulen:
  - Regresjon
  - Klassifikasjon
  - Klyngeanalyse
- Pensum og læringsressurser
- Prosjektoppgaven og Blackboard-informasjon
- Tema: Enkel og multippel lineær regresjon

# Hvem er vi?

- **Studentene:** BIDATA og BDIGSEC, omtrent 250 studenter totalt.
- **Faglig ansvarlig** for innholdet i modulen er Stefanie Muff ([stefanie.muff@ntnu.no](mailto:stefanie.muff@ntnu.no)).
- I **veilederteamet** (for prosjektet) inngår i tillegg
  - Trondheim: studentassistentene Morten Egeberg Christiansen og Oscar Kehinde Asplin Martins
  - Gjøvik: Bare digital veiledning
  - Ålesund: Digital veiledning og support av Siebe B. van Albada

# Hva er statistisk læring og data science?

- *Statistisk læring* inneholder stort sett alle metoder som hjelper oss å lære av data.
- *Data science* er et konsept for å forene statistikk, dataanalyse, informatikk og tilhørende metoder for å “forstå og analysere relle fenomener med data”.

## Læringsmål (av modulen)

Etter du har gjennomført denne modulen skal du kunne:

- forstå når du kan bruke regresjon, klassifikasjon og klyngeanalyse til å løse et ingeniørproblem
- kunne gjennomføre multippel lineær regresjon på et datasett
- bruke logistisk regresjon og nærmeste nabo for å utføre en klassifikasjonsoppgave
- bruke hierarkisk og  $k$ -means klyngeanalyse på et datasett, forstå begrepet avstandsmål
- og kunne kommunisere resultatene fra regresjon/klassifikasjon/klyngeanalyse til medstudenter og ingeniører
- bli en kritisk leser av resultater fra statistikk/maskinlæring/statistisk læring/data science/kunstig intelligens når disse rapporteres i media, og forstå om resultatene er realistiske ut fra informasjonen som gis
- kunne besvare prosjektoppgaven på en god måte!

# Pensum og læringsressurser

Pensum er definert som “svarene på det du blir spurt om på prosjektoppgaven” og de kan du finne ved å bruke læringsressursene.

Alle ressurser er tilgjengelig her:

<https://wiki.math.ntnu.no/istx100y/2025h/1003>

Tema Regresjon:

- **Korte videoer:** (by Mette Langaas)
  - Multippel lineær regresjon: introduksjon (14:07 min)
  - Multippel lineær regresjon: analyse av et datasett (15:20 min)
- Denne forelesningen
- **Disse slides** med notater

# Prosjektoppgaven

- Vi ser hvor informasjonen ligger på Blackboard.
- Vi ser på prosjektoppgaven på <https://s.ntnu.no/isthub>. Velg mappe **ProjectISTx1003**.
- Karakteren teller 30% til den endelige karakteren.
- Vi bruker prosentvurderingsmetoden: Konverterer poengene i en % (heltall, avrundet) og så bruker vi følgende skala:

Karakterskala for prosentvurderingsmetoden \*

A: 89-100 poeng

B: 77-88 poeng

C: 65-76 poeng

D: 53-64 poeng

E: 41-52 poeng

F: 0-40 poeng



# Veiledning til prosjektoppgaven

## Fysisk veiledning for Trondheim:

**Alle fredager:** 24.10, 31.10., 7.11, og 14.11., 10:15-12:00, Sentralbygg S5.

## Digital veiledning for Ålesund og Gjøvik:

Veiledning via *Whereby*

- Man 3.11. og 10.11., 14:15-15:00
- Tir 4.11. og 11.11., 14:15-16:00

Det er et kø-system så dere må evt vente litt:

<https://whereby.com/stefanies-whereby>



## Mattelab forum for ALLE

- <https://mattelab2025h.math.ntnu.no/c/istx1003-project-module/57>
- Åpent 24/7, men stenger fredag, 14.11., 17:00.

# Læringsmål for regresjon

- Du kan lage en modell for å forstå sammenhengen mellom en respons og én eller flere forklaringsvariabler.
- Du kan lage en modell for å predikere en respons fra en eller flere forklaringsvariabler.

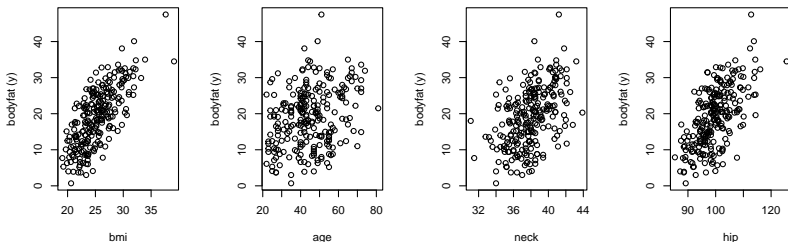
# Regresjon – motiverende eksempel

(Veiledet læring - vi kjenner responsen)

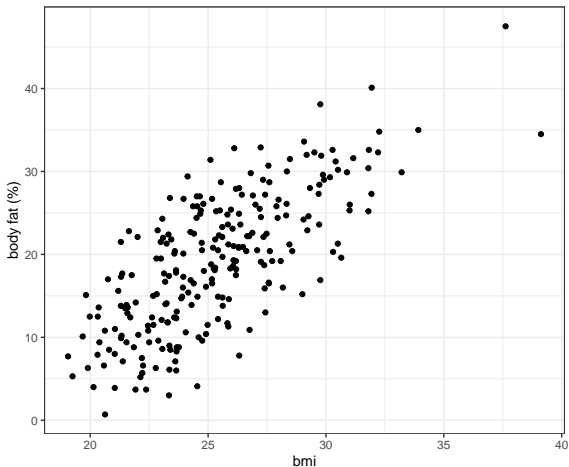
- Kropssfett er en viktig indikator for overvekt, men vanskelig å måle.

**Spørsmål:** Hvilke faktorer tillater præsis estimering av kroppsfettet?

Vi undersøker 243 mannlige deltakere. Kroppsfett (%), BMI og andre forklaringsvariabler ble målet. Kryssplott:



For en model for fungerer godt for prediksjon trenger vi *multippel lineær regresjon*. Men vi begynner med *enkel lineær regresjon* (bare en forklaringsvariabel):



# Enkel lineær regresjon

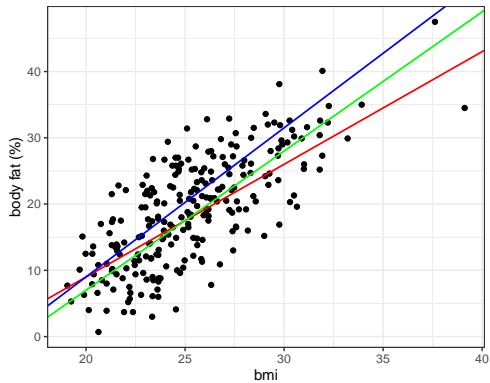
- En kontinuerlig respons variabel  $Y$
- Bare *en forklaringsvariabel*  $x_1$
- Relasjon mellom  $Y$  og  $x_1$  er antatt å være *lineær*.

Hvis den lineære relasjonen mellom  $Y$  og  $x$  er perfekt, så gjelder

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i}$$

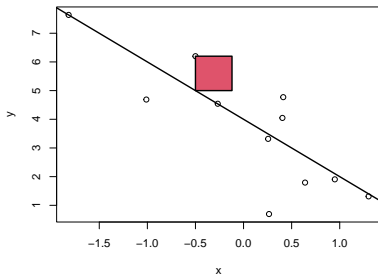
for alle  $i$ . Men..

Hvilken linje er best?



## Enkel lineær regresjon

a) Kan vi tilpasse den “rette” linjen til dataene?



- $\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1i}$ .
- $\hat{e}_i = \hat{y}_i - y$
- $\hat{\beta}_0$  og  $\hat{\beta}_1$  velges slik at

$$SSE = \sum_i \hat{e}_i^2$$



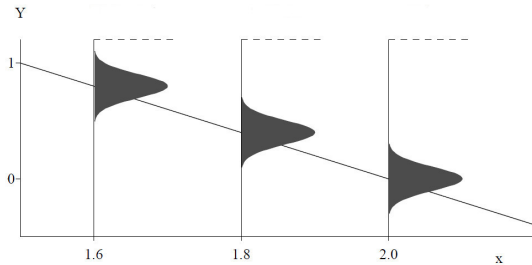
- b) Kan vi tolke linja? Hvor sikkert er jeg på  $\hat{\beta}_1$  og linja? Vi trenger antakelser, konfidensintervaller, og hypotesetest.
- c) Fremtidige presisjoner av predikert  $y$  (kroppsfett)?

# Lineær regresjon – antakelser

$$Y_i = \underbrace{\beta_0 + \beta_1 x_{i1}}_{\hat{y}_i} + e_i$$

med

$$e_i \sim N(0, \sigma^2) .$$



## Do-it-yourself “by hand”

Her kan du finne de beste parametrene selv:

Bruk denne lenken:

[https://gallery.shinyapps.io/simple\\_regression/](https://gallery.shinyapps.io/simple_regression/)

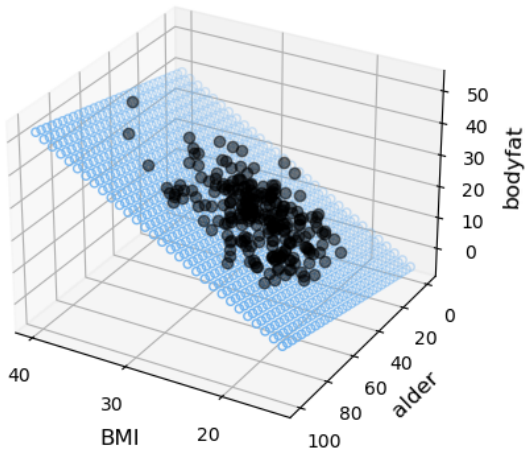
# Multipel lineær regresjon

Nesten det samme som enkel lineær regresjon, vi bare summerer flere forklaringsvariabler:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi} + e_i, \quad e_i \sim N(0, \sigma^2) .$$

For eksempel:

$$\text{bodyfat}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{bmi}_i + \beta_2 \text{age}_i + e_i .$$



# Regresjonsanalyse i fem steg

**Steg 1:** Bli kjent med dataene ved å se på oppsummeringsmål og ulike typer plott

**Steg 2:** Spesifiser en matematisk modell

**Steg 3:** Tilpass modellen

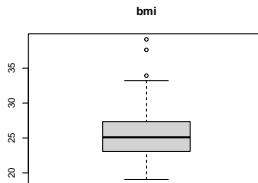
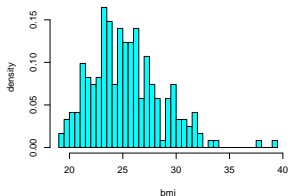
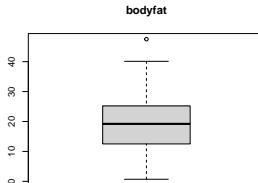
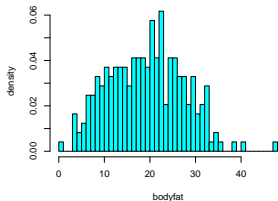
**Steg 4:** Presenter resultatene fra den tilpassede modellen

**Steg 5:** Evaluer om modellen passer til dataene

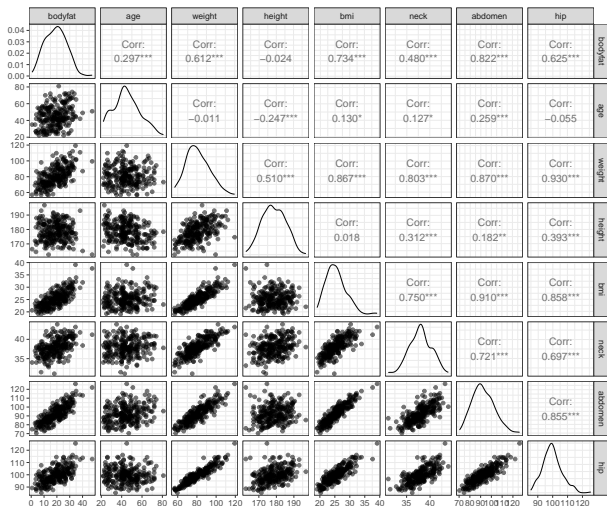
Vi skal ikke snakke så mye om hvordan man finner en god modell, men om hvordan man sammenligner to modeller (med justert  $R^2$ ) .

## Steg 1: Bli kjent med dataene

Vi kan for eksempel se på histogram og boxplot:



Ellers en *parplot* med kryssplotter for alle forklaringsvariable(r)  
 $(x_1, \dots, x_p)$  og respons  $y$ :





##	bodyfat	age	weight	height
##	Min. : 0.70	Min. :22.00	Min. : 56.75	Min. :162.6
##	1st Qu.:12.50	1st Qu.:35.50	1st Qu.: 72.30	1st Qu.:173.7
##	Median :19.20	Median :43.00	Median : 80.02	Median :177.8
##	Mean :19.11	Mean :44.83	Mean : 80.91	Mean :178.5
##	3rd Qu.:25.20	3rd Qu.:54.00	3rd Qu.: 89.32	3rd Qu.:183.5
##	Max. :47.50	Max. :81.00	Max. :119.29	Max. :196.8
##	bmi	neck	abdomen	hip
##	Min. :19.06	Min. :31.10	Min. : 70.40	Min. : 85.30
##	1st Qu.:23.07	1st Qu.:36.40	1st Qu.: 84.90	1st Qu.: 95.55
##	Median :25.10	Median :38.00	Median : 91.00	Median : 99.30
##	Mean :25.34	Mean :37.96	Mean : 92.38	Mean : 99.69
##	3rd Qu.:27.34	3rd Qu.:39.40	3rd Qu.: 99.15	3rd Qu.:103.15
##	Max. :39.12	Max. :43.90	Max. :126.20	Max. :125.60

I Python får du en oppsummering av datasettet (df) med `df.describe()`.

## Steg 2: Spesifiser modellen

Nå må vi spesifisere en modell med å velge hvilke forklaringsvariabler vi vil bruke

$$y \sim x_1 + x_2 + x_3 .$$

I Python er det

```
formel='y ~ x1 + x2 + x3'.
```

## Eksempel 1:

$$\text{bodyfat} \sim \text{bmi}$$

hvis den matematiske modellen er

$$\text{bodyfat}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{BMI}_i + e_i ,$$

Python: `formel='bodyfat ~ bmi'`.

## Eksempel 2:

$$\text{bodyfat} \sim \text{bmi} + \text{age}$$

hvis den matematiske modellen er

$$\text{bodyfat}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{BMI}_i + \beta_2 \text{age}_i + e_i .$$

Python: `formel='bodyfat ~ bmi + age'`.

## Steg 3: Tilpass modellen

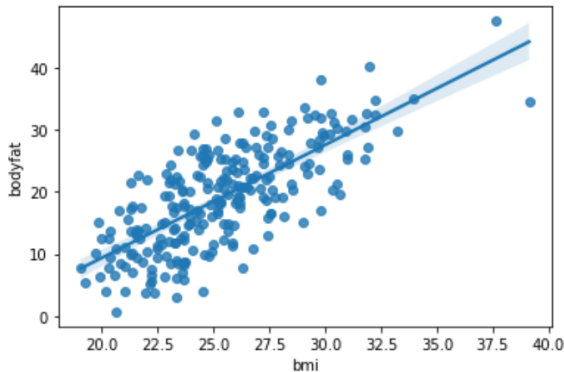
“Tilpasse” betyr:

- Vi estimerer  $\beta_0, \beta_1, \dots$ , og vi får estimater  $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots$
- I tillegg estimerer vi også  $\sigma^2$ .

## Steg 4: Resultat og tolkning av estimatene

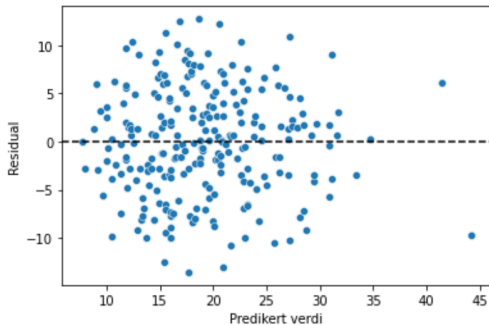
OLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	bodyfat	R-squared:	0.539			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.537			
Method:	Least Squares	F-statistic:	281.8			
Date:	Wed, 08 Sep 2021	Prob (F-statistic):	2.06e-42			
Time:	18:58:47	Log-Likelihood:	-761.28			
No. Observations:	243	AIC:	1527.			
Df Residuals:	241	BIC:	1534.			
Df Model:	1					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
-----						
Intercept	-26.9844	2.769	-9.746	0.000	-32.439	-21.530
bmi	1.8188	0.108	16.788	0.000	1.605	2.032
=====						
Omnibus:	5.031	Durbin-Watson:	2.311			
Prob(Omnibus):	0.081	Jarque-Bera (JB):	3.079			
Skew:	-0.033	Prob(JB):	0.215			
Kurtosis:	2.452	Cond. No.	198.			
=====						

- Tilpasset regresjonslinje og 95% konfidensintervall for regresjonslinja (forventningsverdien  $E(Y)$ ).
- 95% prediksjonsintervall for nye observasjoner (kroppsfett for nye personer; håndtegnet).



## Steg 5: Passer modellen?

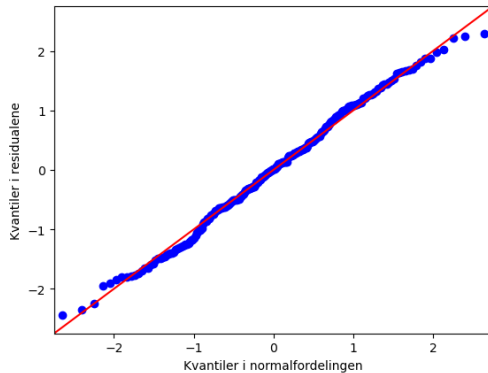
**Tukey-Anscome (TA) diagram:**



Her vil man

- Ikke noe struktur
- Sentrering rundt 0 verdien

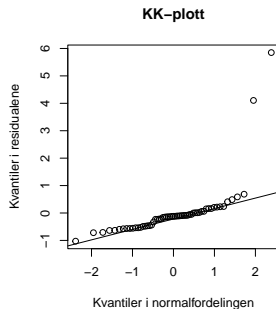
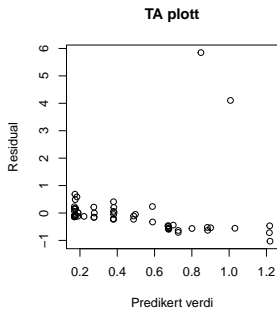
## Kvantil-kvantil plot:



Her ser man at observasjonene ligger mer og mindre på linja.



Hvordan ser det ut når en modell *ikke* passer?



## Multipel lineær regresjon

Gjenta samme analyse med to kovariabler  
(formel='bodyfat ~ bmi + age'):

OLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	bodyfat	R-squared:	0.580			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.577			
Method:	Least Squares	F-statistic:	165.9			
Date:	Wed, 08 Sep 2021	Prob (F-statistic):	5.67e-46			
Time:	19:55:28	Log-Likelihood:	-749.88			
No. Observations:	243	AIC:	1506.			
Df Residuals:	240	BIC:	1516.			
Df Model:	2					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
-----						
Intercept	-31.2545	2.790	-11.203	0.000	-36.750	-25.759
bmi	1.7526	0.104	16.773	0.000	1.547	1.958
age	0.1327	0.027	4.857	0.000	0.079	0.186

## Med fem kovariabler:

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	bodyfat	R-squared:	0.726			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.720			
Method:	Least Squares	F-statistic:	125.3			
Date:	Thu, 09 Sep 2021	Prob (F-statistic):	1.73e-64			
Time:	09:16:49	Log-Likelihood:	-698.26			
No. Observations:	243	AIC:	1409.			
Df Residuals:	237	BIC:	1429.			
Df Model:	5					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	-35.2802	6.073	-5.809	0.000	-47.245	-23.316
bmi	0.3881	0.224	1.730	0.085	-0.054	0.830
age	0.0038	0.027	0.141	0.888	-0.050	0.058
weight	-0.1141	0.029	-3.883	0.000	-0.172	-0.056
neck	-0.4581	0.216	-2.123	0.035	-0.883	-0.033
abdomen	0.8888	0.085	10.486	0.000	0.722	1.056
Omnibus:	5.492	Durbin-Watson:	2.345			
Prob(Omnibus):	0.064	Jarque-Bera (JB):	3.310			
Skew:	0.056	Prob(JB):	0.191			
Kurtosis:	2.439	Cond. No.	4.64e+03			

Hva betyr alt dette?

- coef:  $\hat{\beta}_j$
- std err:  $\widehat{SE}(\hat{\beta}_j)$
- t:  $\frac{\hat{\beta}_j - 0}{\widehat{SE}(\hat{\beta}_j)}$
- $P>|t|$ :  $p$ -verdi (obs!  $p = 0.000$  er *ikke* mulig, det betyr egentlig  $p < 0.0005$ )

## Hva betyr alt dette?

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	-35.2802	6.073	-5.809	0.000	-47.245	-23.316
bmi	0.3881	0.224	1.730	0.085	-0.054	0.830
age	0.0038	0.027	0.141	0.888	-0.050	0.058
weight	-0.1141	0.029	-3.883	0.000	-0.172	-0.056
neck	-0.4581	0.216	-2.123	0.035	-0.883	-0.033
abdomen	0.8888	0.085	10.486	0.000	0.722	1.056

Prediksjon:

$$\hat{y} =$$

Prediker bodyfat for en ny person med  
bmi=25, age=50, weight=75, neck=40, abdomen=95:

$$\hat{y} =$$

$$= 21.88$$

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	-35.2802	6.073	-5.809	0.000	-47.245	-23.316
bmi	0.3881	0.224	1.730	0.085	-0.054	0.830
age	0.0038	0.027	0.141	0.888	-0.050	0.058
weight	-0.1141	0.029	-3.883	0.000	-0.172	-0.056
neck	-0.4581	0.216	-2.123	0.035	-0.883	-0.033
abdomen	0.8888	0.085	10.486	0.000	0.722	1.056

- Hva betyr  $\hat{\beta}_0$ ?
- Hva betyr  $\hat{\beta}_{abdomen} = 0.89$ ?

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	-35.2802	6.073	-5.809	0.000	-47.245	-23.316
bmi	0.3881	0.224	1.730	0.085	-0.054	0.830
age	0.0038	0.027	0.141	0.888	-0.050	0.058
weight	-0.1141	0.029	-3.883	0.000	-0.172	-0.056
neck	-0.4581	0.216	-2.123	0.035	-0.883	-0.033
abdomen	0.8888	0.085	10.486	0.000	0.722	1.056

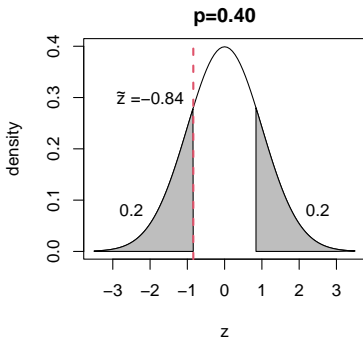
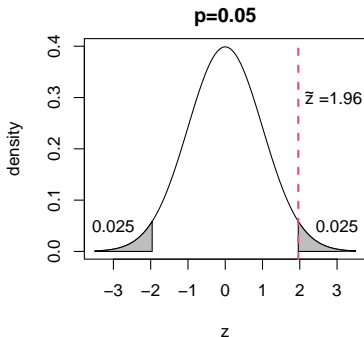
- 95% konfidensintervall: Intervall vi har stor tro at den inneholder den sanne stigningen  $\beta_j$ .
- $$[\hat{\beta}_j \pm \underbrace{t_{\alpha/2, df}}_{\approx 1.96} \cdot \text{SE}(\hat{\beta}_j)]$$

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	-35.2802	6.073	-5.809	0.000	-47.245	-23.316
bmi	0.3881	0.224	1.730	0.085	-0.054	0.830
age	0.0038	0.027	0.141	0.888	-0.050	0.058
weight	-0.1141	0.029	-3.883	0.000	-0.172	-0.056
neck	-0.4581	0.216	-2.123	0.035	-0.883	-0.033
abdomen	0.8888	0.085	10.486	0.000	0.722	1.056

- $p$ -verdier og hypotesetester

## Recap: Formell definisjon av $p$ -verdien

**$p$ -verdien** er sannsynligheten for det vi *har* observert eller noe mer ekstremt, dersom  $H_0$  er sant.





## $R^2$ og justert $R^2$

```
Dep. Variable:      bodyfat    R-squared:      0.726
Model:              OLS        Adj. R-squared:  0.720
Method:              Least Squares    F-statistic:    125.3
Date:                Thu, 09 Sep 2021  Prob (F-statistic): 1.73e-64
Time:                09:16:49      Log-Likelihood:  -698.26
No. Observations:    243          AIC:              1409.
Df Residuals:        237          BIC:              1429.
Df Model:             5
Covariance Type:     nonrobust
```

$$R^2 = \frac{\text{TSS} - \text{SSE}}{\text{TSS}} = 1 - \frac{\text{SSE}}{\text{TSS}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2},$$

med

$$\text{TSS} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

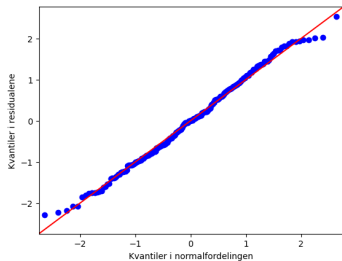
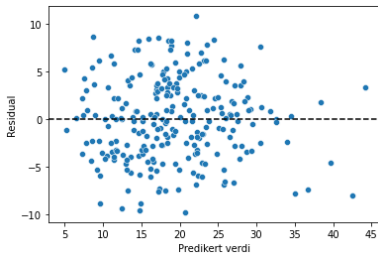
som måler den totale variabiliteten i  $(y_1, \dots, y_n)$ .

Problemet med  $R^2$ : Verdien blir alltid større når flere variabler er lagt til.

For modellvalg bruker vi derfor en justert versjon:

$$R_{adj}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - p - 1}$$

## TA og kvantil-kvantil plot



## Binære forklaringsvariabler

Den enkleste modellen er

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + e_i .$$

Hva betyr det når  $x_{1i}$  er enten 0 eller 1 (binær)?

$$\begin{array}{ll} \beta_0 + e_i & \text{hvis } x_{1i} = 0 , \\ \beta_0 + \beta_1 + e_i & \text{hvis } x_{1i} = 1 . \end{array}$$

## Eksempel: Studie om kvikksølv (Hg)

Modell:

$$\log(Hg_{urin})_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_{1i} + \beta_2 \cdot x_{2i} + \beta_3 \cdot x_{3i} + e_i ,$$

Med

- $\log(Hg_{urin})$ : log konsentrasjon av Hg i urin.
- $x_1$  binær variabel som er 1 hvis person røyker, ellers 0
- $x_2$  antall amalgam fillinger i tennene.
- $x_3$  antall fiskemåltider per måned.

## Interpretasjon av regresjon med binær variabel

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	-2.1136	0.100	-21.101	0.000	-2.311	-1.916
smoking	0.3317	0.257	1.292	0.198	-0.175	0.839
amalgam_quant	0.1799	0.039	4.566	0.000	0.102	0.258
fisk_quant	0.0678	0.017	4.088	0.000	0.035	0.101

Modell for røyker:

Modell for ikke-røyker:

## Kategoriske forklaringsvariabler

- Vi gjør ting enda mer fleksible (eller kompliserte!) når vi også tillater kategoriske forklaringsvariabler.
- Eksempel med 3 kategorier: Bildatasett med  $y$ =bensinforbruk og forklaringsvariabler **vekt** og **origin** som er en av de tre kategoriene {American,European,Japanese}.

```
formel='mpg ~ vekt + origin'
```

- Idé: dummy-variabel koding – kalles *one-hot koding* i maskinlæring.
  - $x_{2i} = 0$  og  $x_{3i} = 0$  hvis **origin** er “American”
  - $x_{2i} = 1$  og  $x_{3i} = 0$  hvis **origin** er “European”
  - $x_{2i} = 0$  og  $x_{3i} = 1$  hvis **origin** er “Japanese”

Modellen:  $y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + e_i$

```

=====
Dep. Variable:          mpg      R-squared:                0.702
Model:                  OLS      Adj. R-squared:           0.700
Method:                 Least Squares      F-statistic:           304.7
Date:                   Mon, 13 Sep 2021    Prob (F-statistic):      1.28e-101
Time:                   14:42:02           Log-Likelihood:         -1123.9
No. Observations:       392             AIC:                   2256.
Df Residuals:           388             BIC:                   2272.
Df Model:                3
Covariance Type:        nonrobust
=====

```

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	43.7322	1.113	39.277	0.000	41.543	45.921
origin[T.European]	0.9709	0.659	1.474	0.141	-0.324	2.266
origin[T.Japanese]	2.3271	0.665	3.501	0.001	1.020	3.634
weight	-0.0070	0.000	-21.956	0.000	-0.008	-0.006

```

=====

```

Så hva er modellene for de tre opprinnelsene (**origin**) av bilene?



## Videre denne uken

- Se på videoene om multippel lineær regresjon (hvis du ikke har allerede gjort det).
- Se på videoene om klassifikasjon.
- Begyn å jobbe med prosjektoppgaven – problem 1.
- Se her for mer informasjon:  
<https://wiki.math.ntnu.no/istx100y/2025h/1003>