

Linear regresjon (enkel og multippel)

ISTx1003 Statistisk læring og Data Science

Stefanie Muff, Institutt for matematiske fag

November 1 og 5, 2021

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 fredag 12:15-13:00 (tema “Regresjon”)

- Læringsmål og plan for prosjektmodulen ISTx1003.
- De tre temaene i modulen:
 - regresjon
 - klassifikasjon og
 - 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).
- I **veilederteamet** (for prosjektet) inngår i tillegg
 - Trondheim: studentassistentene Simen, Simon og Philip, og øvingslærer Martin O. Berild
 - Gjøvik: Charles Curry ...
 - Ålesund: 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/istx1003/2021h/start>

Tema Regresjon:

- **Kompendium:** Regresjon (pdf og html, by Mette Langaas)
- **Korte videoer:** (by Mette Langaas)
 - Multipel lineær regresjon: introduksjon (14:07 min)
 - Multipel lineær regresjon: analyse av et datasett (15:20 min)
- Denne forelesningen
- **Disse slides** med notater

Prosjektoppgaven

- Vi ser hvor informasjonen ligger på Blackboard og hvordan melde seg på gruppe.
- Vi ser på prosjektoppgaven på <https://s.ntnu.no/isthub>.
- 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

Trondheim: 11., 18. og 25. November, 12:15-14:00 i Sentralbygg S3.

Ålesund:

Gjøvik:

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.

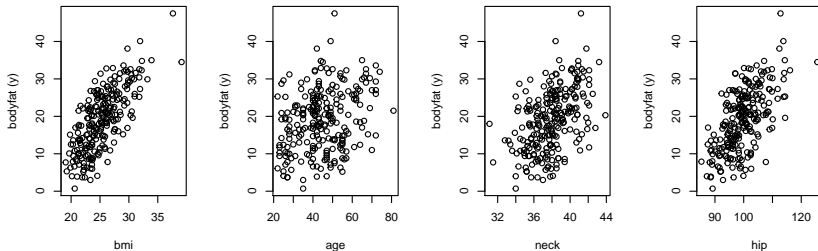
Regresjon – motiverende eksempel

(Veiledet læring - vi kjenner responsen)

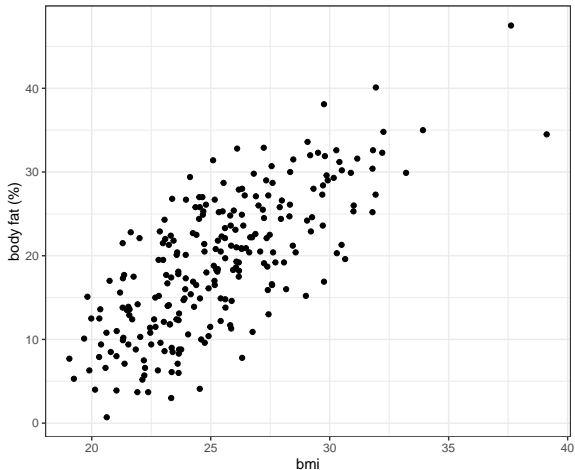
- Kropss fett er en viktig indikator for overvekt, men vanskelig å måle.

Spørsmål: Hvilke faktorer tillater præsis estimering av kroppsfettet?

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



For en model for funker god for prediksjon trenger vi *multippel linear regresjon*. Men vi begynner med *enkel linear regresjon* (bare en forklaringsvariabel):



Enkel linear regresjon

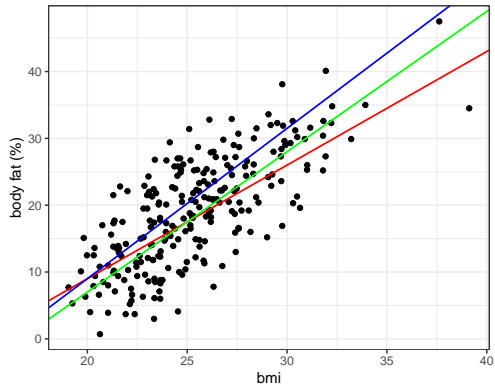
- En kontinuerlig respons variabel Y
- Bare *en forklaringsvariabel* x_1
- Relasjon mellom Y og x_1 er antatt å være *linear*.

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

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

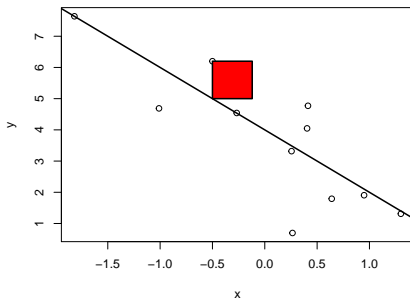
for alle i . Men..

Hvilken linje er best?



Enkel linear 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

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

minimeres.

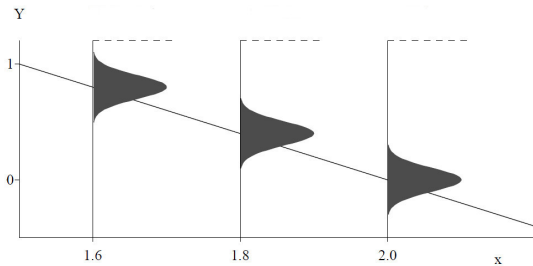
- b) Kan vi tolke linja? Hvor sikkert er jeg på $\hat{\beta}_1$ og linja? Vi trenger antakelser, KI og hypotesetest.
- c) Fremtidige presisjoner av predikert y (kroppsfett)?

Linear 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/

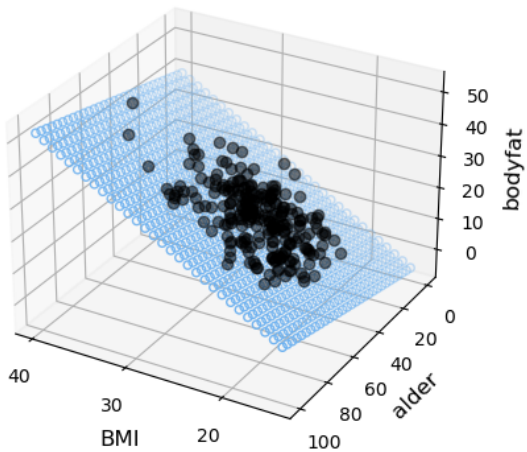
Multippel linear regresjon

Nesten det samme som enkel linear 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

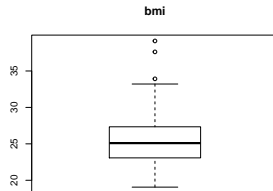
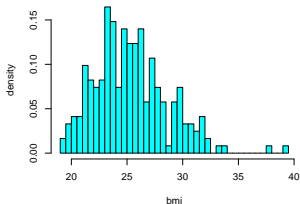
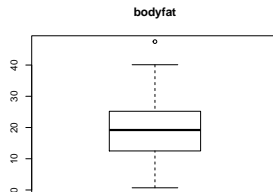
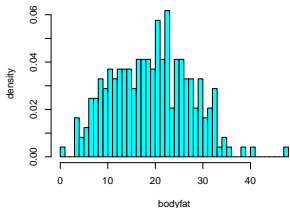
Steg 4: Presenter resultater fra den tilpassede modellen

Steg 5: Evaluer om modellen passer til dataene

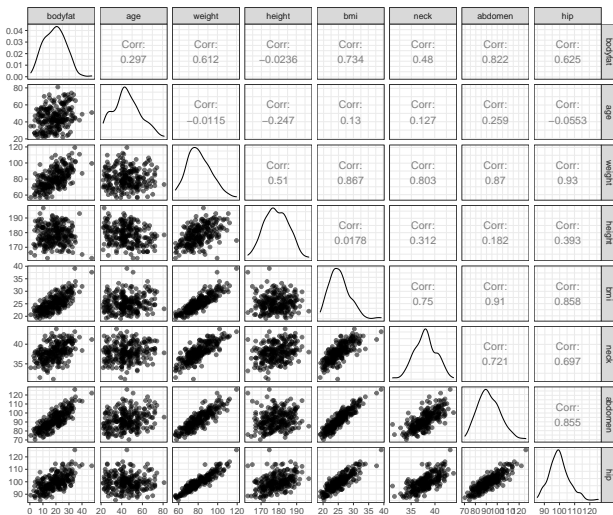
Vi skal ikke snakke så mye om hvordan finne en god modell, men om hvordan sammenligne to modeller (med justert R^2) .

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 modell

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 β_0, β_1, \dots , og vi får estimerer $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots$
- I tillegg estimerer vi også σ^2 .

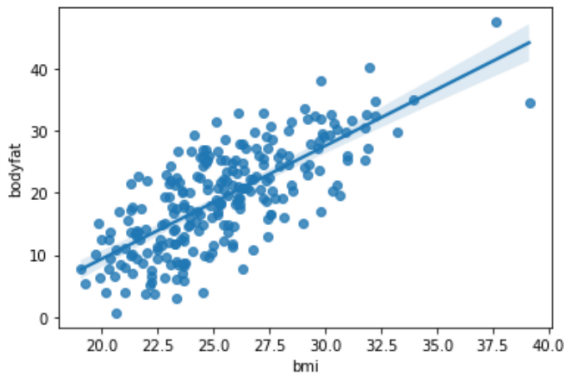
Steg 4: Resultat og tolkning av estimatene

```

=====
                        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.
=====

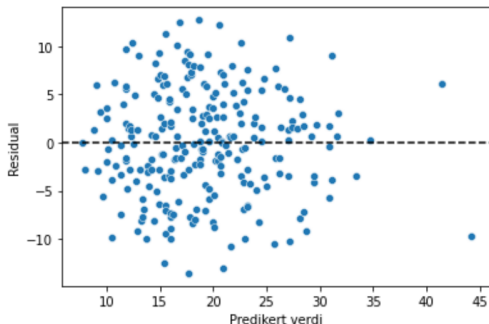
```

- Tilpasset regressjonslinje og 95% konfidensintervall for regressjonslinja (forventningsverdien $E(Y)$).
- 95% prediksjonsintervall for nye observasjoner (kroppsfett for nye personer; handtegnet)



Steg 5: Passer modellen?

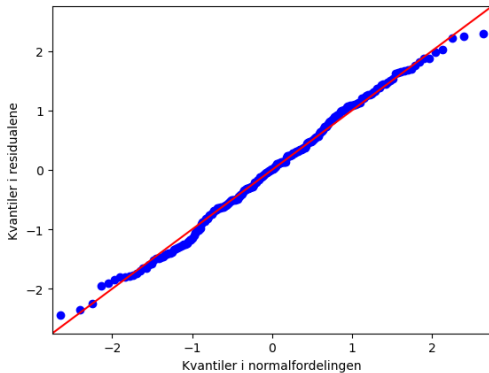
Tukey-Anscome (TA) diagram:



Her vil man

- Ikke noe struktur
- Sentrering rundt 0 verdi

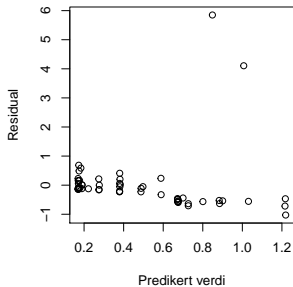
Kvantil-kvantil plot:



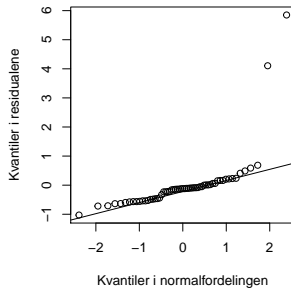
Her vil man at observasjoner ligger mer og mindre på linja.

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

TA plott



KK-plott



Multipel linear 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 $p < 0.001$)

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

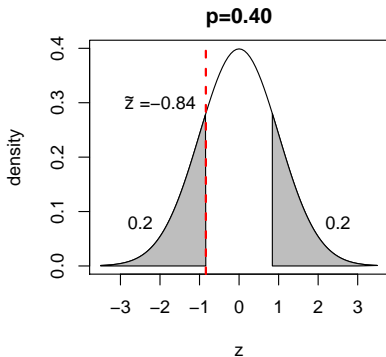
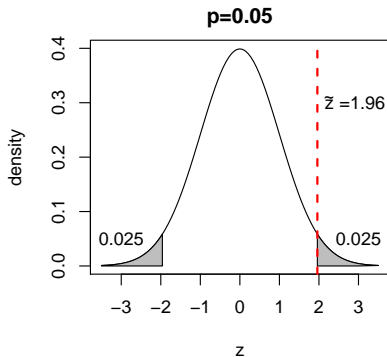
- 95% konfidensintervall: Intervall vi har stor tro at den inneholder den sanne β_j .
- $$[\hat{\beta}_j \pm \underbrace{t_{\alpha/2, df}}_{\approx 1.96} \cdot \text{SE}(\hat{\beta}_j)]$$

	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

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

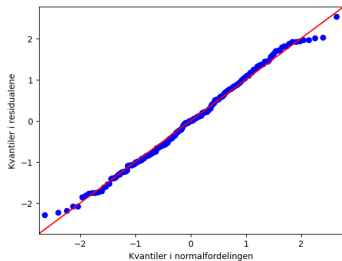
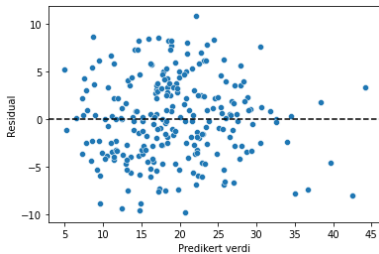
som måler den totale variabiliteten i (y_1, \dots, y_n) .

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

For modellvalg bruker vi derfor en justert versjon:

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

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 fleksibel (eller komplisert!) når vi også tillater kategoriske forklaringsvariabler.
- Eksempel med 3 kategorier: Bil dataset med y =bensinforbruk og forklaringsvariabler **vekt** og **origin** $\in \{\text{American, European, Japanese}\}$.

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

- Ide: 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 linear regresjon (hvis du ikke har allerede gjort det).
- Se på videoene om klassifikasjon.
- Les i kompendiet
- Begynn å jobbe med prosjektoppgavene – problem 1
- Se her for mer informasjon:
<https://wiki.math.ntnu.no/istx1003/2021h/start>