Oblig 2-STAT111

Sigbjorn Fjelland

4/10/2020

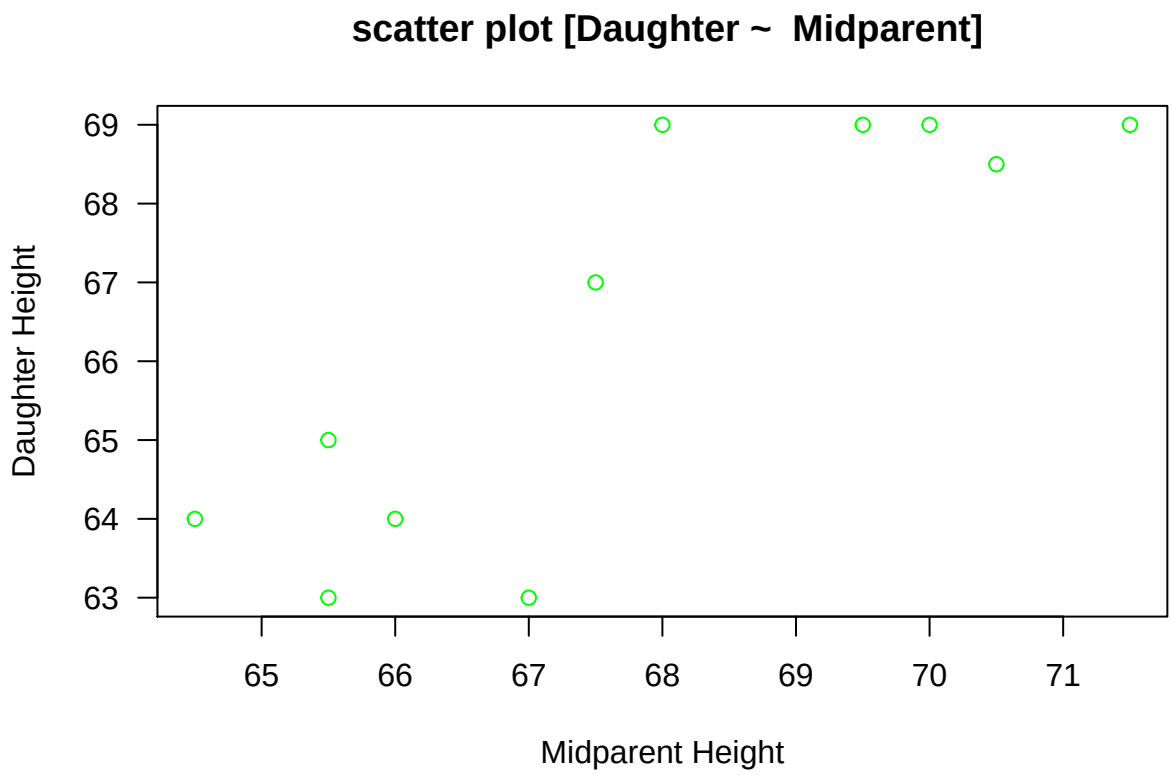
1. Kapittel 12.2, oppgave 16 side 637:

Galton brukte fedres høyde for å estimere høyden til sønnen. I oppgaven introduseres det at Galton også brukte også gjennomsnitts høyde på forreldre (altså gjennomsnitt mellom mor og far). Videre er det gitt en tabell med 11 snitthøyde til forreldre og høyde på tilhørende datter.

a)

I delspørsmål a skal vi lage ett spredningsplott for den gitte tabellen med snittøyde til forreldre sat

```
Midparent <- c(66.0, 65.5, 71.5, 68.0, 70.0, 65.5, 67.0, 70.5, 69.5, 64.5, 67.5)
Daughter <- c(64.0, 63.0, 69.0, 69.0, 69.0, 65.0, 63.0, 68.5, 69.0, 64.0, 67.0)


## Scatterplot
plot(x = Midparent, y = Daughter, type = "p", las = 1,
main = " scatter plot [Daughter ~  Midparent]", xlab = "Midparent Height", ylab = "Daughter Height", co
```



Konklusjon: Plottet viser at det samler seg nede i venstre og oppe i høyre hjørne. Det kan intuitivt se ut som om det er en positiv korrelasjon mellom snitt høyde for foreldre og døtres høyde.

b) Vi ser av plottet at settene ikke er injektive. For "Daughter Hight" = 69 finnes flere "Midparent Height", og for "Midparent Height" = 65,5 er to kanditater kandidater av døttre. Dette sier oss at det ikke er perfekt korrelasjon, siden det da ville vert en til en. Dette sier oss ikke at det ikke er en korrelasjon, men at det også kan være andre faktorer som kan påvirker høyden.

c) Vi skal bruke dataene som står under oppgaven til å lage en regresjonslinje av plottet [f(x)=ax+b] (der jeg for min egen upraktiske del har satt x= midparent og y=daughters) og bruke funksjonen til å predikere hvilken høyde en datter som har forreldre med snitthøyde 70 har. Vi skal også drøfte om dette er en god approksimasjon dersom snithøyden til forreldre er 74.

```
## Gjennomsnitts høyde for døttre
mean_daughter <- mean(Daughter)

## Generer linjær regresjons model av vektorene Daughter~Midparent
lm_daughters_explained_by_midparent <- lm(formula = Daughter~Midparent)


print(summary(lm_daughters_explained_by_midparent))
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Daughter ~ Midparent)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -2.6707 -0.8429  0.4627  0.8071  2.3737
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   1.6497    13.3632   0.123  0.90446
## Midparent     0.9555     0.1971   4.849  0.00091 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 1.451 on 9 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7232, Adjusted R-squared:  0.6924
## F-statistic: 23.51 on 1 and 9 DF,  p-value: 0.00091
```

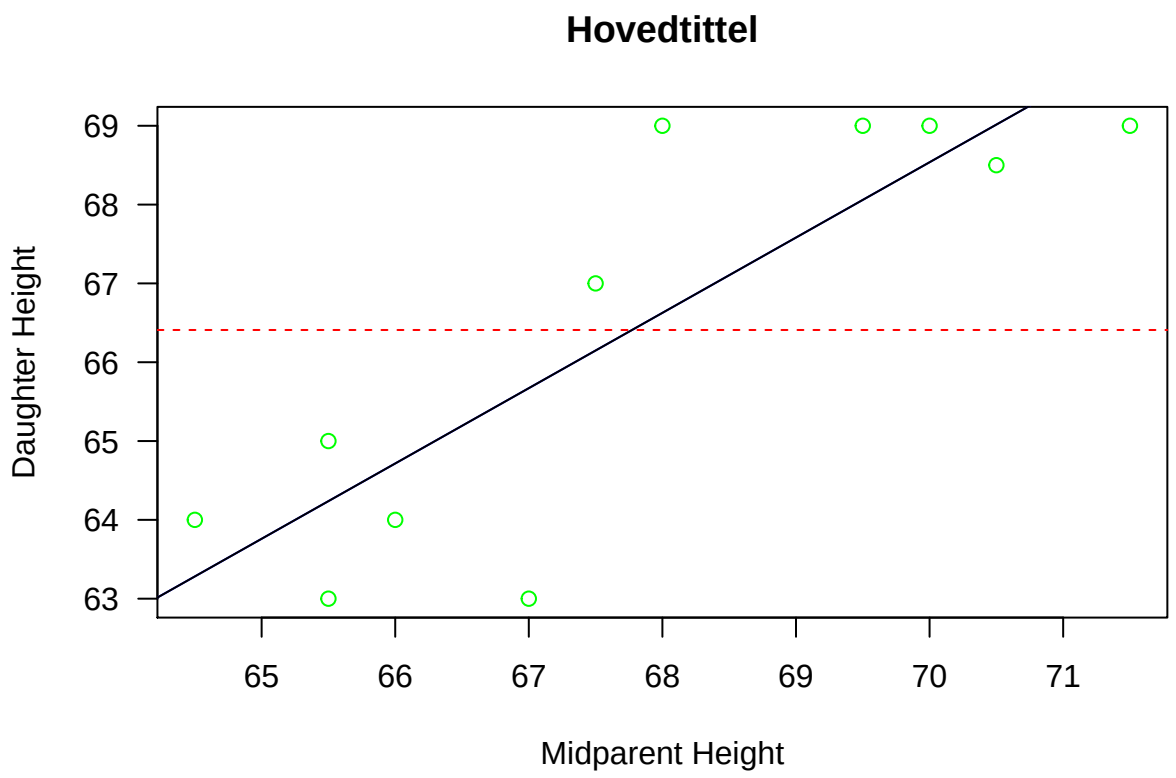
```
names(lm_daughters_explained_by_midparent)
```

```
##  [1] "coefficients"  "residuals"     "effects"       "rank"
##  [5] "fitted.values" "assign"        "qr"            "df.residual"
##  [9] "xlevels"       "call"          "terms"         "model"
```

```
# Beregning av koefisienter til regresjonslinjen
a <- lm_daughters_explained_by_midparent$coefficients[2]
b <- lm_daughters_explained_by_midparent$coefficients[1]

# Det direkte måte å trekke ut koeefisientene a og b på
coef(lm_daughters_explained_by_midparent)
```

```
## (Intercept)   Midparent
##   1.6497483   0.9555369
```

```r
# Funksjon for regresjonslinjen
regresjonslinje <- function(x){a*x+ b}


## Plott for å sammenligne målinger med modell og gjennomsnitt
plot(x = Midparent, y = Daughter, type = "p", las = 1,
main = "Hovedtittel", xlab = "Midparent Height", ylab = "Daughter Height", col = "green")
abline(h = mean_daughter, col = "red", lty =2)
abline(lm_daughters_explained_by_midparent, col = "blue")

# lagt over ser vi at regresjonslinje(x) korrelerer en til en med lm_daughters_explained
x = 64:72
y = regresjonslinje(x)
lines(x, y)
```




```r
# Beregnet høyde for midparent = 70
inn_verdi_70 <- 70
verdi_70 <-regresjonslinje(inn_verdi_70)
print(verdi_70)
```

```
## Midparent
##  68.53733
```

```r
# Beregnet høyde for midparent = 74
inn_verdi_74 <- 74
verdi_2 <-regresjonslinje(inn_verdi_74)
print(verdi_2)
```

```
## Midparent
##  72.35948
```

```
# Beregnet høyde for midparent = 5
inn_verdi_5 <- 5
verdi_3 <-regresjonslinje(inn_verdi_5)
print(verdi_3)
```

```
## Midparent
##  6.427433
```

Konklusjon: Dersom man bruker modellen til å estimere innenfor den rangen av snithøyder som er gitt i oppgaven gir den ett plausibelt resultat. Når vi ekstrapolerer til 74 tommer som er like utenfor chartet gir dette en høyde på datteren som er ca 72,36, hvilket også er realistisk. Dersom man har forreldre som tommelite på med snitthøyde på 5 tommer begynner det å bli verre. Da har datteren en høyde på 6,43 tommer. Litt domenekunskap tilsier at slike mennesker ikke finnes (gitt at man ikke har tatt Terry Pratchets "The Wee Free Men" bokstavlig). Vi er her offer for "the danger of extrapolation". Det vil si at ekstrapolering i linjær regresjon bør skje innen ett rimelig spenn av modellen.

d) Vi skal her finne Sum of Squared Errors (SSE), Sum of Squared Total (SST) og coefficient of determination, bedre kjent som r^2.

```
## Utregning av SSE, SST og r.squared kan gjøres direkte ved å hente ut
## residualene og bruke formlene på side 631, 633 og 634.
residualer <- residuals(lm_daughters_explained_by_midparent)
SSE <- sum(residualer^2)
SST <- sum((Daughter - mean(Daughter))^2)
r.squared <- 1 - SSE/SST

cat("rsq =  ",r.squared, "   SST =  ", SST, "   SSE =  ",SSE)
```

```
## rsq =   0.7231605    SST =   68.40909    SSE =   18.93834
```

```
## Alternativt kan dere finne SSE ved å se på resultatet fra `anova` og
## dere kan finne r.squared ved å se på resultatet fra `summary`.
summary <- summary(object = lm_daughters_explained_by_midparent)
anova <- anova(object = lm_daughters_explained_by_midparent)
```

Konklusjon: Sum of Squared Errors (SSE) er summen av avvik mellom reel høyde på, i dette tilfellet, døttres høyde og estimert høyde i regresjonslinjen kvadrert. Sum of Squared Total (SST) er samme prinsipp, men spenner mellom målt høyde og middelverdi, også dette kvadrert for å ungå at de forskjellige målingene kanselerer segt selv ut. r^2 er ens sammenheng som kommer ut av disse to komponentene $r^2 = \frac{SST-SSE}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST}$. Mer intuitivt kan det forklares som forskjellen mellom varians rundt regresjonslinjen og varians rund middelverdi relativ til varians til middelverdi. Dette forklarer oss hvor mye av variansen som kan forklares av korellasjon og hvor mye som er tilfeldig. I dette tilfellet er $r^2 \approx 68,41$, sammenheng mellom høyden på døttre og forreldres snitt høyde.

e) Ja, det kan sees på som regresjon mot middelverdi. I henhold til Galtons forsøk med sønner og fedres høyde, sønnene plasserte seg ett sted mellom fedrene og middelverdien. Var far svaær høy var sønnen det også, men med ett nedtrekk mot gjennomsnittet. Samme gjaldt med motsatt fortegn med de under gjennomsnitt lave. En kan derfor legge samme årsak til grunn når resultatet for døttre målt mot snitthøyden til forreldre har samme resultat.

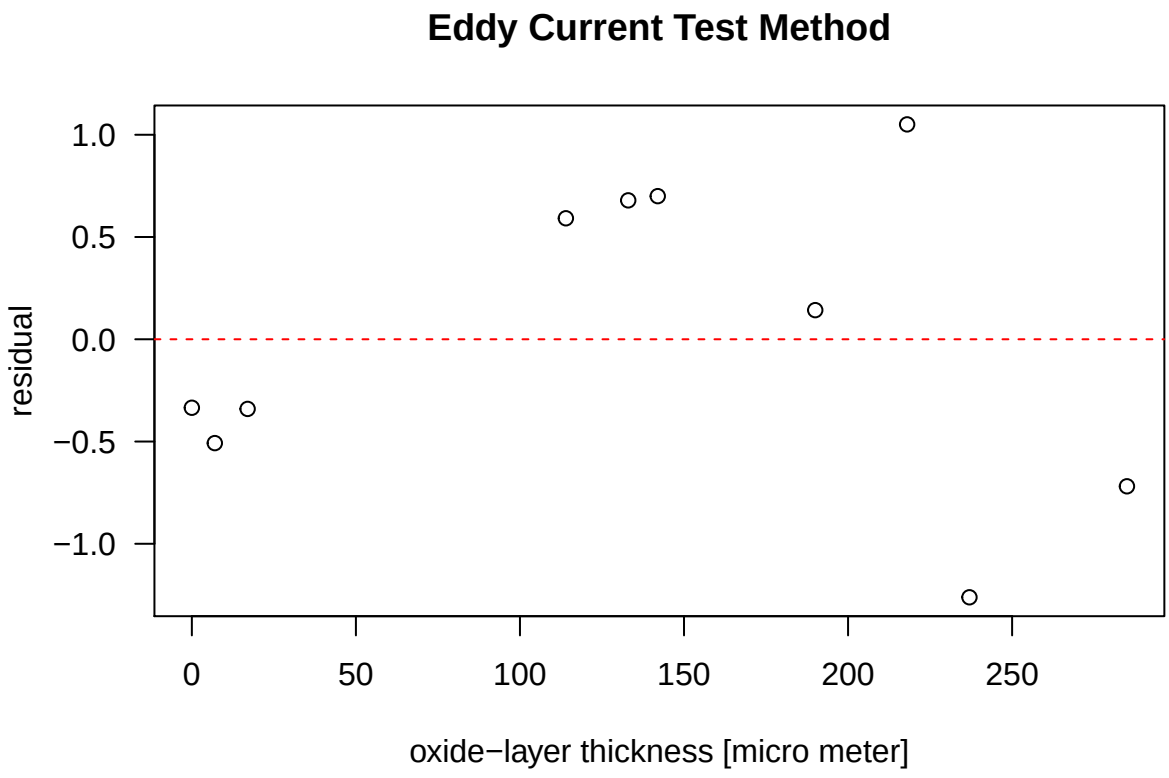
2 - Kapittel 12.6, oppgave 71 side 680:

Oppgaven omhandler slitestyrken på komponenter i atomreaktorer laget av Zircaloy-2, bestemmes av egenskaper ved oxydlaget. Vi får data fra en artikkel som omhandler en testmetode som overvåker tykkelsen på oxydlaget, gitt ved vektorene: x = oxide-layer thickness [$\mu \cdot$ m] y = Eddy current responce (vilkårlig enhet)

```r
x <- c(0, 7, 17, 114, 133, 142, 190, 218, 237, 285)
y <- c(20.3, 19.8, 19.5, 15.9, 15.1, 14.7, 11.9, 11.5, 8.3, 6.6)

lin_mod_y_vs_x <- lm(formula = y ~ x)

residuals <- lin_mod_y_vs_x$residuals


## Et mer direkte alternativ få å hente ut residualene er:
residuals(lin_mod_y_vs_x)
```

```
##          1          2          3          4          5          6          7
## -0.3348039 -0.5077478 -0.3405249  0.5915375  0.6792610  0.6997617  0.1424317
##          8          9         10
##  1.0506559 -1.2616206 -0.7189505
```

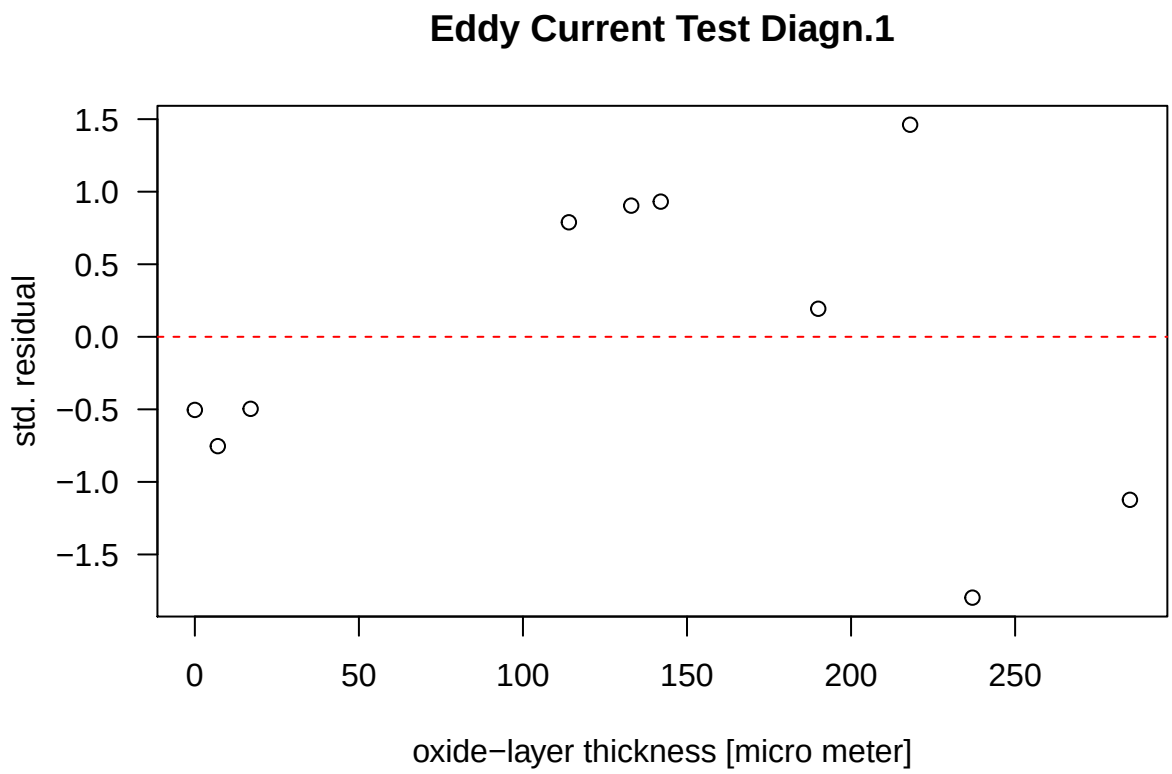
```r
## Lag et plott som viser '.x' versus '.residuals'
main <- "Eddy Current Test Method"
xlab <- "oxide-layer thickness [micro meter]"
ylab <- "residual"
plot(x = x, y = residuals, type = "p", , las = 1,
main = main, xlab = xlab, ylab = ylab)


#Den horisontale skillelinjen
abline(h = 0, col = "red", lty = 2)
```



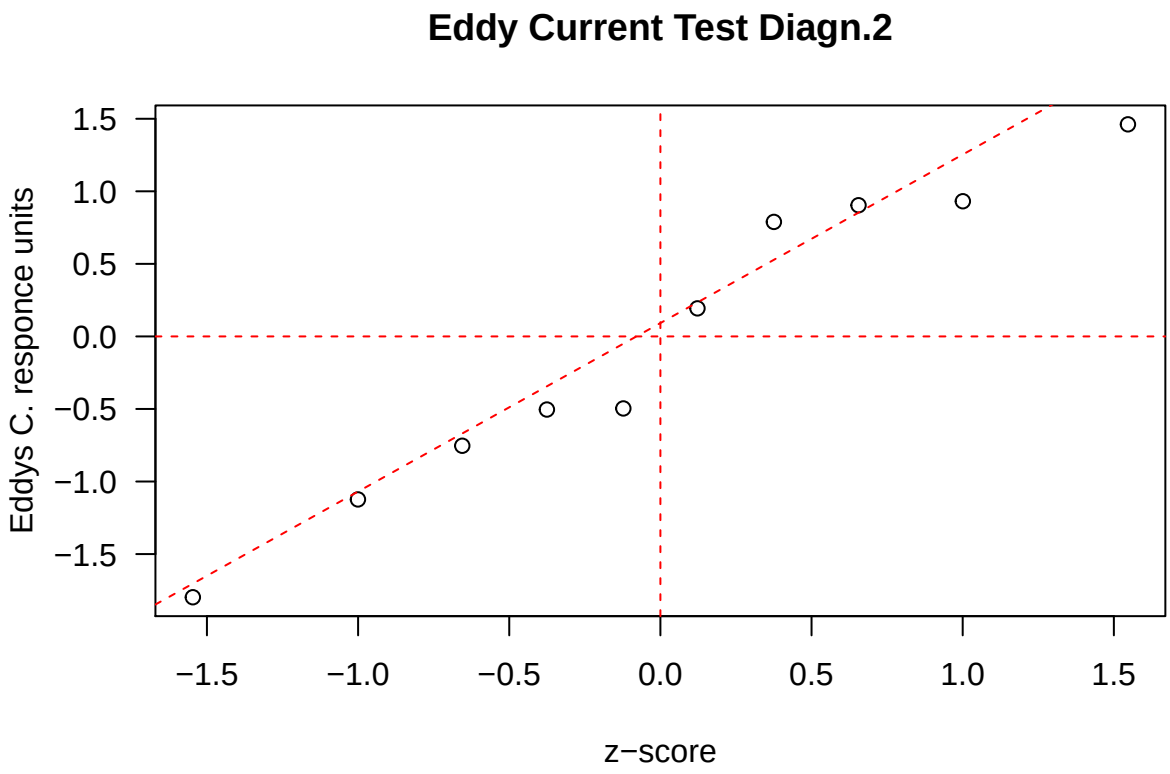
Konklusjon: Foruten at man ser en økning i varians jo lengre ut på regresjonslinjen man kommer er flertallet av målinene under en responsenhet fra regresjonlinjen. Det vil si at det er en bra sammenheng mellom x og y, og jeg ville ikke forkastet modellen basert på dette.

b)

```
## Bruk 'rstandard' til å regne ut de standardiserte residualene.
standard_res <- rstandard(model = lin_mod_y_vs_x)
## Lag et plott som viser '.x' versus '.standard_res'
main <- "Eddy Current Test Diagn.1"
xlab <- "oxide-layer thickness [micro meter]"
ylab <- "std. residual"
plot(x = x, y = standard_res, type = "p", , las = 1,
main = main, xlab = xlab, ylab = ylab)
abline(h = 0, col = "red", lty = 2)
```




```
## Lag et normal-sannsynsplott for de standardiserte residualene.
main <- "Eddy Current Test Diagn.2"
xlab <- "z-score"
ylab <- "Eddys C. responce units"
qqnorm(standard_res, las = 1,
main = main,
xlab = xlab,
ylab = ylab)
abline(h = 0, v = 0, col = "red", lty = 2)
## Legg til linje gjennom første og tredje kvartil.
qqline(standard_res, col = "red", lty = 2)
```



Konklusjon: Eddy Current Test Diagn.1 - Std residual plotet målt opp mot x (tykkelse på oksydlag) viser samme mønster som det ikke normaliserte residual plottet. Alle verdier er innenfor 2, noe som er akseptabelt benytte den linjære modellen.

Eddy Current Test Diagn.2 - Har en helning på nesten 45 grader og sneier utenfor origo. Det ser dermed ut som den linjære modellen er intakt.

Oppgave 3 - Kapittel 14.1, oppgave 4 side 764

Vi skal finne ut om en spesialisert mekaniker klarer å diagnostisere ett gitt problem på under 30 minutter ved bruk av wilcoxon rank-sum test.

Vi har altså $h_0 : \mu_{median} = 30$ $h_a : \mu_{median} < 30$

```
observasjoner <- c(30.6, 30.1, 15.6, 26.7, 27.1, 25.4, 35.0, 30.8,
31.9, 53.2, 12.5, 23.2, 8.8, 24.9, 30.2)


## Definer mu som skal brukes i testen, og regn ut test-observatoren:
mu0 <- 30
centered <- observasjoner - mu0
signed_ranks <- sign(centered) * rank(abs(centered))
s_pluss <- sum(signed_ranks[signed_ranks > 0])

## Finn den kritiske verdien 'c1' for dette tilfellet.
## (Formelen under gjennskaper tabell A.12 på side 809.)
level <- 0.1
c1 <- 1 + qsignrank(p = level, n = length(observasjoner), lower.tail = FALSE)
```

```r
n = 15

c2 <- ((n*(n+1))/2)-c1


cat(" c1 = ", c1, "    c2 = ", c2, "    s_pluss =", s_pluss)
```

```
##  c1 =  84     c2 =  36     s_pluss = 39
```

siden $c_2 = 36$ og $s_+ = 39 \rightarrow s_+ > c_2$ dette fører til at H_0 forkastes.

Oppgave 4 - Kapittel 14.2, oppgave 12 side 770

Oppgaven dreier seg om en studie gjort på spedbarn, der en sjekker cotinin nivå i urin på et sett spedbarn utsatt for røk og ett sett spedbarn som ikke er eksponert for røyk.

H_0 : cotionin nivå er uendret hos eksponert og ikke eksponert med andre ord $\mu_1 - \mu_2 = 25$ H_a : cotionin nivå er høyere hos spedbarn som er eksponert enn de som ikke er eksponert $\mu_{unexp} - \mu_{exp} < 25$

```r
## Vektorene er deffinert ved
Unexposed <- c( 8, 11, 12, 14, 20, 43, 111)
Exposed <- c(35, 56, 83, 92, 128, 150, 176, 208)

## Registrer lengdene
m <- min(length(Unexposed), length(Exposed)) # vi velger m minst
n <- max(length(Unexposed), length(Exposed)) # og n størst slik at vi tilfredstiller m =< n

x <- Unexposed
y <- Exposed

Delta <- 0.25

w <- sum(rank(c(x - Delta, y))[1:m])
## Kritisk verdi: Her hentet fra tabell A.13, side 810.

c1 <- 71

c2 <- m*(m+n+1) - c1

cat("w = ", w, "     c1 = ", c1,"     c2 = ", c2)
```

```
## w =  33      c1 =  71      c2 =  41
```

konklusjon: vi ser at $w < c_2 \rightarrow H_0$ forkastes!, vi går dermed videre med teorien om at de som er exponert har høyere cotionin nivå en de som ikke er eksponert $[H_a]$