

# Assignment2 msb104

Frida Alendal og Katinca Valvatne

## Table of contents

<b>1 Del A:</b>	<b>1</b>
1.1 Data og utvalg . . . . .	4
1.2 Modell . . . . .	5
1.3 Resultater og tolkning . . . . .	6
1.4 Slik leses figuren . . . . .	7
1.5 Hva det betyr i praksis . . . . .	8
<b>2 Del B</b>	<b>8</b>

```
# Les alle .rds i data/ og gjør dem tilgjengelige som objekter
rds_files <- list.files("data", pattern = "\\\\.rds$", full.names = TRUE)
stopifnot(length(rds_files) > 0) # vennlig feilmelding om mappa er tom

loaded <- lapply(rds_files, readRDS)
names(loaded) <- sub("\\\\.rds$", "", basename(rds_files))
list2env(loaded, .GlobalEnv)
```

<environment: R\_GlobalEnv>

```
# (valgfritt) sjekk at nøkkelobjektene finnes
needed <- c("gini_nuts2_year", "dev_2000_2017")
missing <- setdiff(needed, ls())
if (length(missing)) stop("Mangler: ", paste(missing, collapse = ", "),
                        ". Lagre dem først i Ass1 (saveRDS).")
```

## 1 Del A:

```
# Pakker vi trenger -----
# dplyr/tidyr: datamanipulasjon, broom: pene modelltabeller, ggplot2: figur
library(dplyr)
library(tidyr)
```

```

library(broom)
library(ggplot2)

library(dplyr)
library(dineq) # gini.wtd

land <- c("ES","AT","CZ","SI","EE") # landene deres

# Sjekk at kolonnene finnes (gir klar feilmelding om noe mangler)
stopifnot(all(c("year","gdpc_eur","pop","NUTS2","country","geo") %in% names(gdpc_clean)))

# 1) Avgrens til riktige land og år (bruk YEAR, ikke time)
n3 <- gdpc_clean %>%
  filter(country %in% land, year >= 2000, year <= 2017) %>%
  select(country, NUTS2, geo, year, gdpc = gdpc_eur, pop)

# 2) Aggreger til NUTS-2 per år:
#   - mean_y: pop-vektet BNP p.c.
#   - gini_w: GINI innen NUTS-2 (beregnet fra NUTS-3)
gini_nuts2_year <- n3 %>%
  group_by(country, NUTS2, year) %>%
  summarise(
    n_nuts3 = dplyr::n_distinct(geo), # hvor mange NUTS-3 inngår
    mean_y = weighted.mean(gdpc, pop, na.rm = TRUE), # pop-vektet gj.snitt
    gini_w = dineq::gini.wtd(gdpc, weights = pop), # GINI av NUTS-3 verdier
    .groups = "drop"
  )

```

```

library(dplyr)
library(tidyr)

# (A) Avgrens til landene deres (hvis du vil)
land <- c("ES","AT","CZ","SI","EE")
g2 <- gini_nuts2_year %>% filter(country %in% land)

# (B) Finn "baseline"-år per NUTS-2: 2000 hvis finnes, ellers første år 2000
#   -> Sikrer at regioner som starter i f.eks. 2001 ikke droppes.
base_year <- g2 %>%
  group_by(NUTS2, country) %>%
  summarise(
    y0_year = ifelse(any(year == 2000),
                     2000,
                     min(year[year >= 2000], na.rm = TRUE)),
    .groups = "drop"
  )

# (C) Hent BNP p.c. i baseline-året (y0) og i 2017 (y17)

```

```

y0 <- g2 %>%
  inner_join(base_year, by = c("NUTS2", "country")) %>%
  filter(year == y0_year) %>%
  transmute(NUTS2, country, y0 = mean_y)

y17 <- g2 %>%
  filter(year == 2017) %>%
  transmute(NUTS2, country, y17 = mean_y)

# (D) Beregn utvikling som log-vekst: log(y17) - log(y0)
# -> Nå får du med alle regioner som har begge år (baseline og 2017).
dev_2000_2017 <- y0 %>%
  inner_join(y17, by = c("NUTS2", "country")) %>%
  mutate(dev_log = log(y17) - log(y0)) %>%
  select(country, NUTS2, dev_log)

# (E) Rask sanity check: hvor mange NUTS-2 fikk vi per land?
dev_2000_2017 %>%
  count(country, name = "n_nuts2")

```

```

# A tibble: 5 x 2
  country n_nuts2
  <chr>    <int>
1 AT          7
2 CZ          1
3 EE          1
4 ES         10
5 SI          2

```

```

# Lager kryss-snittet for 2017
# 1) GINI i 2017 (målt på NUTS-2). Vi trenger dette som Y-variabel.
gini_2017 <- gini_nuts2_year %>%
  dplyr::filter(year == 2017) %>%
  dplyr::select(country, NUTS2, gini_w, n_nuts3)

# 2) Slå sammen med utviklingsmålet (X-variabelen)
# -> cs_2017 blir datasettet vi estimerer på.
cs_2017 <- gini_2017 %>%
  dplyr::inner_join(dev_2000_2017, by = c("country", "NUTS2"))

# 3) Sjekk hvor mange regioner per land vi faktisk analyserer (din tabell)
coverage <- cs_2017 %>%
  dplyr::count(country, name = "n_nuts2")
coverage

```

```

# A tibble: 5 x 2

```

	country	n_nuts2
	<chr>	<int>
1	AT	7
2	CZ	1
3	EE	1
4	ES	10
5	SI	2

## 1.1 Data og utvalg

Vi analyserer NUTS-2-regioner i **AT, CZ, EE, ES og SI**. Avhengig variabel (**Y**) er **GINI i 2017** på NUTS-2, beregnet fra NUTS-3 med befolkningsvekter. Forklaringsvariabelen (**X**) er **regional utvikling** definert som log-vekst i BNP per innbygger fra første tilgjengelige år 2000 til 2017.

Vi inkluderer bare regioner som har både baseline og 2017. Dette gir totalt **21** NUTS-2 regioner. Dekning per land vises i Tabell [?@tbl-coverage](#).

```
# Regioner som mangler 2017 eller ikke har nok NUTS-3 til å beregne GINI
mangler_2017 <- gini_nuts2_year %>%
  dplyr::group_by(country, NUTS2) %>%
  dplyr::summarise(
    har_2017 = any(year == 2017),
    n_nuts3_2017 = dplyr::if_else(har_2017, max(n_nuts3[year == 2017], na.rm = TRUE), NA_real_)
    .groups = "drop"
  ) %>%
  dplyr::filter(!har_2017 | is.na(n_nuts3_2017) | n_nuts3_2017 < 2)

# Regioner som har 2017 men som mangler baseline-år for vekst (meget sjelden etter vår "første")
har_2017 <- gini_nuts2_year %>% dplyr::filter(year == 2017) %>% dplyr::select(country, NUTS2) %>%
i_cs <- cs_2017 %>% dplyr::select(country, NUTS2) %>% dplyr::distinct()
mangler_i_cs <- dplyr::anti_join(har_2017, i_cs, by = c("country", "NUTS2"))

mangler_2017 # til appendiks/notat
```

```
# A tibble: 0 x 4
# i 4 variables: country <chr>, NUTS2 <chr>, har_2017 <lgl>, n_nuts3_2017 <dbl>
```

```
mangler_i_cs # til appendiks/notat
```

```
# A tibble: 0 x 2
# i 2 variables: country <chr>, NUTS2 <chr>
```

## 1.2 Modell

Vi undersøker om regional økonomisk utvikling henger sammen med ulikhet mellom regioner i 2017. Ulikhet måles som Gini på NUTS-2-nivå, og utvikling måles som vekst i BNP per innbygger fram til 2017. Tanken er at regioner som har vokst mer, kan få større forskjeller internt, men dette trenger ikke være sterkt eller gjelde overalt.

Sterkere økonomisk opphenting kan øke intern spredning (positivt ), men sammenhengen kan være svak og påvirkes av regionale strukturer og sammensetning.

```
# Vis hva som faktisk er i kryss-snittet vårt -----
# (du bør allerede ha laget cs_2017 tidligere i dokumentet)
dplyr::glimpse(cs_2017)      # rask struktur
```

```
Rows: 21
Columns: 5
$ country <chr> "AT", "AT", "AT", "AT", "AT", "AT", "AT", "CZ", "EE", "ES", "E~
$ NUTS2 <chr> "AT11", "AT12", "AT21", "AT22", "AT31", "AT32", "AT33", "CZ05"~
$ gini_w <dbl> 0.04327867, 0.13510424, 0.09620401, 0.12164526, 0.12201980, 0.~
$ n_nuts3 <int> 3, 7, 3, 6, 5, 3, 5, 3, 3, 4, 3, 3, 9, 5, 4, 3, 3, 8, 7, 8, 4
$ dev_log <dbl> 0.4806890, 0.4609958, 0.4453069, 0.4778743, 0.4786247, 0.49265~
```

```
nrow(cs_2017)      # antall regioner
```

```
[1] 21
```

```
coverage <- cs_2017 %>%
  dplyr::count(country, name = "n_nuts2")
coverage      # dekning per land (skrives ut i pdf)
```

```
# A tibble: 5 x 2
  country n_nuts2
  <chr>    <int>
1 AT         7
2 CZ         1
3 EE         1
4 ES        10
5 SI         2
```

```
# OLS med robuste SE -----
m1 <- lm(gini_w ~ dev_log, data = cs_2017)
```

```
# Pene tabeller i dokumentet:
if (!requireNamespace("knitr", quietly = TRUE)) install.packages("knitr")
if (!requireNamespace("broom", quietly = TRUE)) install.packages("broom")
```

```
if (!requireNamespace("sandwich", quietly = TRUE)) install.packages("sandwich")
if (!requireNamespace("lmtest", quietly = TRUE)) install.packages("lmtest")

knitr::kable(broom::tidy(m1), caption = "OLS: GINI (2017) på utvikling (log-vekst)")
```

Table 1: OLS: GINI (2017) på utvikling (log-vekst)

term	estimate	std.error	statistic	p.value
(Intercept)	0.0208903	0.0206449	1.011887	0.3243057
dev_log	0.0860550	0.0370003	2.325793	0.0312527

```
knitr::kable(broom::glance(m1), caption = "Modellmål (R2, adj. R2, n)")
```

Table 2: Modellmål (R<sup>2</sup>, adj. R<sup>2</sup>, n)

r.squared	adj.r.squared	sigma	statistic	p.value	df	logLik	AIC	BIC	deviance	df.residual	nobs
0.2216086	0.1806406	0.0407445	4.409314	0.0312527	1	38.46254	-	-	0.0315414	19	21
						70.92509	67.79152				

```
# Robuste standardfeil (HC1)
lmtest::coeftest(m1, vcov = sandwich::vcovHC(m1, type = "HC1"))
```

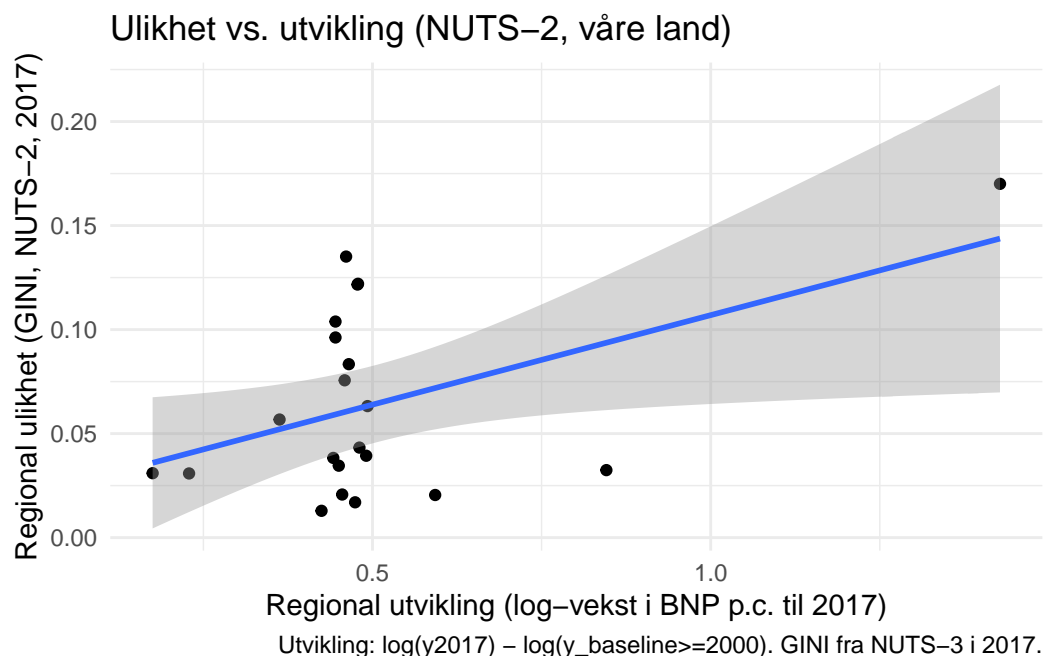
t test of coefficients:

```
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 0.020890   0.015558  1.3428 0.195168
dev_log      0.086055   0.028888  2.9789 0.007713 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

### 1.3 Resultater og tolkning

Modellen indikerer en positiv sammenheng mellom regional utvikling og ulikhet i 2017. Koeffisienten på utvikling er ... `t = r sprintf("%.2f", t_hc1)`, `p = r format.pval(p_hc1, digits = 3)` (`n = r nobs_m1`). Tolket i skala: rundt 10% høyere vekst ( $\Delta \log = 0.10$ ) er forbundet med `r sprintf("%.3f", 0.10 * beta_hat)` høyere Gini i 2017. Modellen har moderat forklaringskraft ( $R^2 = r sprintf("%.2f", r2)$ ), justert  $R^2 = r sprintf("%.2f", r2a)$ ), og spredningen i Figur [?@fig-ulikhet-utvikling](#) viser at vekst alene ikke forklarer all variasjon mellom regioner.

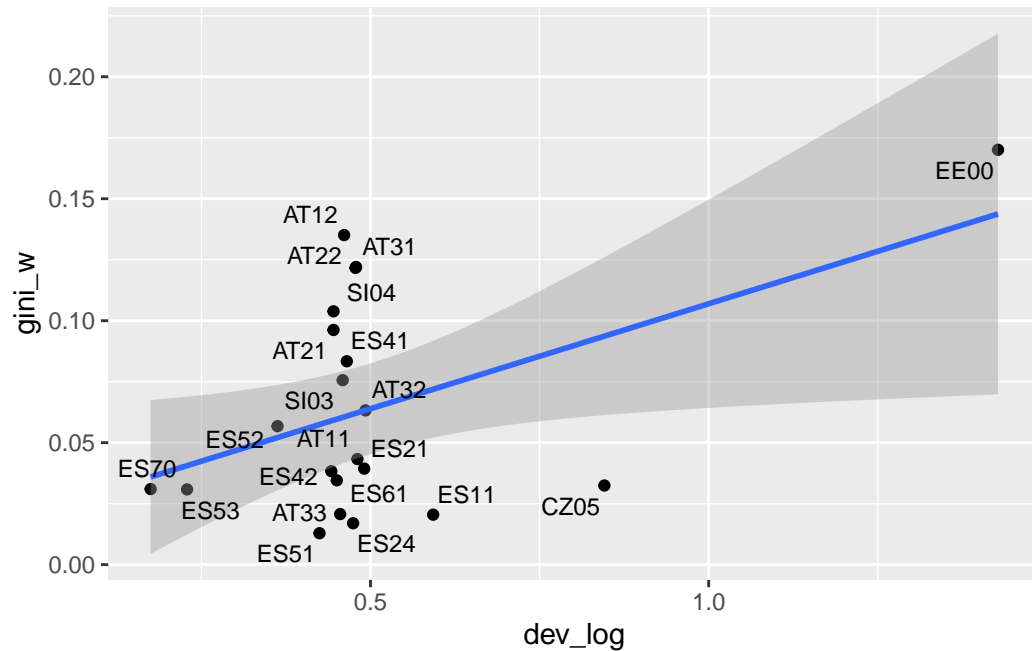
```
# Figur -----
ggplot2::ggplot(cs_2017, ggplot2::aes(x = dev_log, y = gini_w, label = NUTS2)) +
  ggplot2::geom_point() +
  ggplot2::geom_smooth(method = "lm", se = TRUE) +
  ggplot2::labs(
    x = "Regional utvikling (log-vekst i BNP p.c. til 2017)",
    y = "Regional ulikhet (GINI, NUTS-2, 2017)",
    title = "Ulikhet vs. utvikling (NUTS-2, våre land)",
    caption = "Utvikling: log(y2017) - log(y_baseline 2000). GINI fra NUTS-3 i 2017."
  ) +
  ggplot2::theme_minimal()
```



## 1.4 Slik leses figuren

Figuren viser sammenhengen mellom regional utvikling (x-akse: log-vekst i BNP p.c. fram til 2017) og ulikhet (y-akse: Gini i 2017 på NUTS-2). Hver prikk er én region, den blå linjen er OLS-estimatet, og det grå båndet er 95% konfidensintervall. Helningen er svak positiv, som betyr at regioner med høyere vekst tenderer til noe høyere intern ulikhet i 2017. Usikkerheten er relativt stor (spesielt ved høy vekst, der vi har færre observasjoner), så vekst alene forklarer ikke all variasjon mellom regionene.

```
# install.packages("ggrepel")
library(ggrepel)
ggplot(cs_2017, aes(dev_log, gini_w, label = NUTS2)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(method = "lm", se = TRUE) +
  ggrepel::geom_text_repel(size = 3)
```



### 1.5 Hva det betyr i praksis

Funnene peker på at sterk regional vekst kan følges av noe større forskjeller innad i regionen. For politikere og planleggere betyr det at tiltak som fremmer vekst kan med fordel kombineres med tiltak som sørger for bred deltakelse i verdiskapingen – for eksempel kompetanseheving, mobilitet i arbeidsmarkedet og inkluderende næringsutvikling.

## 2 Del B