



אוניברסיטת תל אביב
ביה"ס לכלכלה ע"ש איתן ברגלס
החוג לכלכלה

עבודה מסכמת בקורס מבוא לאקונומטריקה

מרצה : גברת נועה דה לה וגה

מתרגל : דור לבנטר

מגישות :

נועה שלום- 208740597

ים אלמוג- 208901488

תאריך הגשה :

25.07.2023

חלק א' - הצגת שאלת המחקר וחישובות הכלכלית:

המאמר של מגהיר ופאלם עוסק בהשפעת רפורמת חינוך חובה שהונהגה בשוודיה על הישגי השכלת הפרטים והכנסתם.

בין 1950 ל-1970 מספר רב של מדינות אירופאיות החלו ליישם רפורמות במערכת החינוך, אך היה קושי להעריך את השפעתן מאחר והרפורמות היו נעשות בכל המדינה, ולא הייתה קבוצת "טיפול" ו"השוואה" ולכן לא היה ניתן לדעת האם ההשפעה על שכר ושנות לימוד של הפרטים במדינות אלו השתנה כתוצאה מהרפורמה או מתהליכים אחרים שלא ניתן היה לפקח עליהם.

להבדיל ממדינות אלו, בשוודיה הרפורמה יושמה רק בחלק מן העיירות ולכן היוותה ניסוי טבעי טוב מכיוון שהיא סיפקה קבוצת טיפול והשוואה, אומנם העיירות שבהן יושמה הרפורמה לא נבחרו באופן אקראי. ישנם נתונים על קבוצות גיל שונות, כאלו שנולדו בשנת 1948 וב-1953, ובחלק מהעיריות ילידי 1948 נשארו ברפורמת החינוך הישנה וילידי 1953 עברו לרפורמה החדשה, בעוד שבחלק מהעיריות שתי הקבוצות נשארו במערכת החינוך הישנה.

עד 1940 תלמידים בשוודיה למדו לימודי חובה במשך 7/8 שנים ולאחר מכן מי שהיה בעל ציונים טובים שובץ בחטיבת ביניים ויועד ללימודים אקדמאיים, לעומת זאת מי שלא עמד בתנאים המשיך ללמוד בין שנה לשנתיים נוספות לימודי בסיס ולאחר מכן היה יכול לבחור בין לימודים מקצועיים לבין הצטרפות לחטיבה, כאשר הוא נמצא בפער משאר התלמידים.

בשנת 1940 תוכננה בשוודיה רפורמה במערכת החינוך במסגרתה מספר שנות לימוד חובה עלו מ-7/8 שנים ל-9 שנים ובנוסף בוטלה החלוקה על בסיס ציוני התלמידים בלימודי הבסיס המוזכרת לעיל, ובמקום זאת תוכנית הלימודים הייתה אחידה לכלל התלמידים ולאחר לימודי שנות הבסיס התלמידים יכלו לבחור בין 3 מסלולים שונים ללא סלקציית ציונים: תוכנית לימודים אקדמית, רמת לימודים כללית ולימודים מקצועיים.

המאפיין הייחודי של הניסוי בשילוב עם הנתונים הוא היכולת להשוות בין אנשים העובדים באותו שוק עבודה באותה נקודת זמן שלמדו בשתי מערכות חינוך שונות, כאשר לוקחים בחשבון מידע על רקע ההורים כמו רמת השכלת האב ויכולות הפרט ובכך לזהות את השפעת הרפורמה על השכלת הפרטים ושכרם.

ניתן לחלק את המדגם ל-3 קבוצות: (א) עיריות שבהן מחזור 1948 לא לקח חלק ברפורמה ואילו מחזור 1953 כן; (ב) עיריות שבהן גם מחזור 1948 וגם מחזור 1953 לקחו חלק ברפורמה; (ג) עיריות שבהן לא מחזור 1948 ולא 1953 השתתפו ברפורמה. אנחנו נתמקד רק בקבוצות א' וג'.

כדי לבחון את שאלת המחקר המחקרים מציעים לבחון את קבוצת הביקורת (קבוצה ג') אל מול קבוצת הטיפול (קבוצה א'). הם עושים זאת על ידי שיטת הפרש הפרשים. כדי לעשות זאת המחקרים מניחים מספר הנחות:

1. ללא הרפורמה ההבדלים במוצא השכר והישגי הפרטים בין שנתוני הלידה 1948 ל-1953 היו נשארים קבועים בין העיירות השונות (העיירות שיישמו את הרפורמה ואלו שלא).
2. לפני יישום הרפורמה החדשה לא בוצעו שינויים אחרים בשיטות ההוראה.

ומיישמים זאת עם משוואת הרגרסיה:

$$Y_{idm} = b_0 + b_1 d_i + b_2' m_i + \alpha r_{idm} + \gamma' x_{idm} + e_{idm}$$

המשתנה Y_{idm} – מייצג את שנות הלימוד של הפרט, או את לוג השכר שלו.

d_i – משתנה בינארי אשר מצביע על שנתון התלמיד – 1948 או 1953.

m_i – הוא סט של משתנים בינאריים עבור העיירות, מייצג את העיירה אליה הפרט משתייך.

r_{idm} – משתנה בינארי שמקבל 1 אם התלמיד השתתף ברפורמה החדשה ו-0 אחרת (אשר מורכב מהשנתון שלו והעיירה אליה משתייך).

x_{idm} – מאפיינים נוספים של התלמיד הניתנים לצפייה.

e_{idm} – ההפרעה המקרית.

הנחות נוספות הן שההפרעה המקרית אינה מתואמת עם z בהינתן שאר המשתנים מוחזקים קבוע (כלומר הנחת התוחלת המותנית מתקיימת), ושההפרעה המקרית מתפלגת נורמלית.

גרף Figure1 המוצג במאמר מחזק את הנחה מס' 1 של החוקרים מאחר והשינויים בשכר נשארים קבועים בין ילידי 1948 לבין 1953 כאשר לא מיישמים את הרפורמה על אף אחת מהקבוצות. נראה שקו המגמה בין שני השנתונים נשאר מקביל לאורך טווח השנים 1985-1996 (בין 1985 לשנת 1990 שניהם עלו ביחד, משנת 1990 עד 1993 שניהם ירדו ביחד ולאחר מכן עלו ביחד).

התוצאות העיקריות של המאמר:

לרפורמת החינוך החדשה השוודית הייתה השפעה גדולה על הישגי הלימוד של הפרטים והכנסתם.

מבחינת הישגי ההשכלה של התלמידים, נצפית עליה גדולה בשיעור התלמידים שרמת השכלתם הסופית הייתה ברמת לימודי החובה של הרפורמה החדשה, עבור תלמידים בעלי יכולת נמוכה ואבות שאינם משכילים.

בנוסף הרפורמה הביאה לעליה בשיעור התלמידים הלומדים מעבר לרמת החובה החדשה, עבור תלמידים בעלי יכולת גבוהה ואבות לא משכילים.

מבחינת שכר הרווחים של אנשים בעלי אבות שאינם משכילים עלו בצורה משמעותית, עם זאת הרווחים ירדו עבור אנשים שאביהם משכיל, וזה מצביע על כך שביטול הסלקציה עשוי להפחית את רמת ההשכלה שרכשה קבוצה זו.

אך כאשר מסתכלים על הפרטים באופן כולל, הרפורמה שיפרה בממוצע גם את הישגי ההשכלה וגם את רמת ההכנסה של חלק גדול מהאוכלוסייה.

חלק ב' - ביצוע עבודה אמפירית:

על מנת לחקור את הנתונים כמו שצריך הפכנו את הדאטה למסודר ומתאים למבחני ההשערות שלנו בכך שהוספנו משתנה פקטוריאלי f_level שאיתו נאמוד את השפעת רמות ההשכלה על המשתנים המוסברים בצורה הנכונה.

תחילה, חישבנו את הממוצעים של שנות לימוד ולוג השכר לילידי 1948 שנדגמו בשנת 1985 בעירויות שעברו רפורמה ובעירויות שלא.

שנית, ביצענו 2 גרסיות כדי לבחון את הפרש הממוצעים בין שני סוגי העירויות:

$$lnearn = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \varepsilon$$

$$yearschr = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \varepsilon$$

כאשר בדיקת ההשערות שלנו היא:

$$H_0: treat_muni = 0$$

$$H_1: else$$

השערת ה-0: אין הבדל בממוצעים של שכר ושנות לימוד בין העירויות שעברו רפורמה לאלו שלא,

עבור ילידי 1948 בשנת 1985.

p-value למובהקות ההפרש	עירויות שלא עברו רפורמה	עירויות שעברו רפורמה	הפרש הממוצעים באמצעות גרסיה	
0.0000000191	10.94	11.47	0.527 (0.09359)	ממוצע שנות לימוד
0.00942	6.74	6.79	0.047 (0.01806)	ממוצע שכר

קיבלנו שאנו דוחות את השערת ה-0 כלומר יש הבדל בין הממוצעים של שנות לימוד ושכר בעירויות שעברו רפורמה ואלו שלא עבור ילידי 1948.

התוצאות הנ"ל אינן מפתיעות לנוכח העובדה שהרשויות שישמו את שיטת החינוך החדשה לא נבחרו באופן אקראי, כלומר הניסוי אינו מבוקר. יש התאמה בין ההפרעה המקרית למשתנה $treat_muni$ ולכן ההנחה הקלאסית של תוחלת מותנית לא מתקיימת והאומד מוטה. אנחנו מסיקות שהאומד מוטה כלפי מעלה מאחר והוא בדיוק הפער בין הממוצעים, כלומר נראה כאילו שהמשתנה היחיד שמשפיע על הפער בין הממוצעים הוא האם הפרטים גדלו בעירייה שקיבלה את הרפורמה ותו לא. זה כמובן לא נכון מאחר ויש עוד משתנים שמשפיעים (כמו יכולות התלמידים בעירייה, תקציב למערכת החינוך בעירייה..) שלא לוקחים בחשבון בגרסיה וההשפעה שלהם שקשורה לעירייה שבה גדלו מופיעה ב β_1 – כלומר יש משתנים רלוונטיים מושמטים.

כעת נבצע את אותם החישובים עבור ילידי שנת 1953 :

השערת ה-0 : אין הבדל בממוצעים של שכר ושנות לימוד בין העיריות שעברו רפורמה לאלו שלא,

עבור ילידי 1953 בשנת 1985.

הפרש הממוצעים באמצעות רגרסיה	עיריות שעברו רפורמה	עיריות שלא עברו רפורמה	p-value למובהקות ההפרש	
ממוצע שנות לימוד	11.68	10.76	0.0000000000000002	
				(0.08692)
ממוצע שכר	6.73	6.65	0.000047	
				(0.01921)

קיבלנו שאנחנו דוחות את השערת ה-0 כלומר יש הבדל בין הממוצעים של שנות לימוד ושכר בעיריות שעברו רפורמה ואלו שלא לילידי 1953.

כמו במקרה של ילידי 1948 גם כאן הניסוי לא מבוקר לכן אנחנו לא מופתעות מכך שנראה שהאומד מוטה ונראה שכל מה שמשפיע על ההבדל בממוצעים הוא העובדה האם הפרטים גדלו בעירייה שעברה את הרפורמה או לא וזה לא יתכן כלומר יש משתנים רלוונטיים מושמטים.

מאחר וקיבלנו אומד מוטה, ובנוסף יש לנו עיריות שיישמו את הרפורמה וכאלה שלא (קבוצת טיפול והשוואה), ושני שנתונים שונים שמייצגים האם הפרט עבר את הרפורמה, הבנו שכדי למצוא את הקשר הסיבתי בין יישום הרפורמה להבדלים בממוצעים של לוג השכר ושנות הלימוד יש להשתמש בשיטת הפרש ההפרשים שמתאימה למקרה זה, לכן זה מחזק את האמינות של אסטרטגיית כותבי המאמר.

נראה בטבלה שאכן משוואת הרגרסיה שלהם ממחישה באמצעות שיטת הפרש ההפרשים את הקשר הסיבתי :

$$Y_{idm} = b_0 + b_1 d_i + b'_2 \mathbf{m}_i + \alpha r_{idm} + \gamma' \mathbf{x}_{idm} + e_{idm}$$

הפרש	עיריות שכן עברו רפורמה	עיריות שלא עברו רפורמה	
0	$b_0 + b'_2 + \gamma'$	$b_0 + b'_2 + \gamma'$	ילידי שנת 1948
α	$b_0 + b_1 + b'_2 + \alpha + \gamma'$	$b_0 + b_1 + b'_2 + \gamma'$	ילידי שנת 1953
α	$b_1 + \alpha$	b_1	הפרש

ניתן לראות שהמקדם של x , המצביע האם הפרט עבר רפורמה, הוא הקשר הסיבתי שחיפשנו ולכן כותבי המאמר בנו מודל מתאים.

על בסיס נתוני התלמידים שנולדו ב-1948 ננסח מודל אקונומטרי שבוחן את הקשר בין שנות הלימוד של הפרטים וההכנסה שלהם בשנת 1985.
בחרנו לבנות את המודל הבא :

$$\ln earn = \beta_0 + \beta_1 yearsch + \beta_2 treat_muni + \beta_3 female + \beta_4 hiab3 + \beta_5 hife + v$$

בחרנו את המשתנים מהסיבות הבאות :

- Female- ניתן לצפות שיהיה קשר בין מגדר הפרט לשכר שלו, כפי שלצערנו ידוע שגברים מרוויחים יותר מנשים.
- hiab3- ניתן לצפות שיכולת הפרט תשפיע על שכרו באופן חיובי.
- hife- השכלת האב לרוב משפיעה על המצב הסוציאקונומי של התלמיד ולכן על חינוך התלמיד, שנות לימוד וכתוצאה מכך על ההכנסה.
- treat_muni- כאשר בדקנו את הפער בממוצעי לוג השכר לשנתון 1948 בין תלמידים שגרים בעיריות שיישמו את הרפורמה לאלו שגרים בעיריות שלא יישמו היה פער ולכן החלטנו להכניס אותו למודל.

מקדמים	משתנה	תוצאות האמידה	סטיית תקן	P_value
Intercept	Intercept	6.356587	0.029690	0.0000000000000002
β_1	yearsch	0.053072	0.002571	0.0000000000000002
β_2	treat_muni	0.014712	0.015764	0.351
β_3	feamale	-0.474739	0.013998	0.0000000000000002
β_4	hiab3	0.068157	0.015294	0.0000085
β_5	hife	-0.022137	0.022003	0.314

משמעות המקדמים :

Intercept- הממוצע של לוג השכר של גברים הגרים בעיריות שלא עברו רפורמה, ללא שנות לימוד שציונם מתחת לממוצע ואביהם ללא השכלה מעבר להשכלת הבסיס הוא 6.36.

β_1 - כאשר מעלים את שנות הלימוד בשנה אחת השכר עולה ב-5.3%, כאשר שאר המשתנים מוחזקים כקבועים, האומד המתקבל מובהק סטטיסטית. תוצאה זו תואמת את ציפיותינו מאחר שככל ששנות הלימוד עולות כך אדם משכיל יותר, ולכן תורם יותר בעבודתו ושכרו עולה.

β_2 - פער השכר בין עיירות שיישמו את הרפורמה לאלו שלא הוא 1.4%, כאשר שאר המשתנים מוחזקים כקבוע. האומד המתקבל אינו מובהק סטטיסטית ולכן לא ניתן לומר שהוא שונה מ-0. תוצאה זו תואמת את ציפיותינו, מאחר והרפורמה אינה חלה על ילידי 1948 ולכן הגיוני שאין למשתנה הזה השפעה על השכר.

β_3 - פער השכר בין נשים לגברים הוא 47.4% -, כאשר שאר המשתנים מוחזקים כקבועים. האומד מובהק סטטיסטית ולצערנו הוא תואם את ציפיותינו שנשים מרוויחות פחות מגברים משלל סיבות כגון בחירות תעסוקתיות, גידול ילדים וכדומה.

β_4 - תלמידים אשר ציונם גבוה מהממוצע מרוויחים כ- 6.8% בממוצע יותר מאשר תלמידים עם ציונים ממוצעים ומטה, כאשר שאר המשתנים מוחזקים כקבועים. האומד מובהק סטטיסטית וזה תואם את הציפיות שלנו כי תלמיד בעל יכולות גבוהות יותר ישתכר בהתאם.

β_5 - תלמידים אשר אביהם משכיל יותר מהשכלה בסיסית מרוויחים כ- 2.2% בממוצע פחות מאשר תלמידים שאביהם לא משכיל יותר מהשכלה בסיסית. זה אומד שאינו מובהק סטטיסטית ולכן לא ניתן לקבוע שהפער שונה מ-0.

תוצאות אלו לא עומדות בציפיותינו כיון שהיינו מסיקות שאם האב משכיל המצב הסוציאקונומי גבוה יותר ולכן החינוך של בנו יהיה ברמה גבוה יותר וכך ישפיע באופן חיובי על שכר הבן.

בהתבסס על המודל שניסחנו האומד לשנות השכלה לא צפוי לתאר את הקשר הסיבתי שבין השכלה לשכר מאחר וככל הנראה יש משתנים מושמטים אשר מתואמים עם שנות ההשכלה והשכר, אשר השפעתם תיכנס לאומד שלנו. למשל, הגיל שבו הפרט התחיל לעבוד, יהיה מתואם שלילית עם שנות לימוד (מי שהתחיל לעבוד מוקדם כנראה לא למד בשנים אלו), ומתואם חיובית עם השכר כי ותק הפרט יהיה גבוה, סך הכל נקבל אומד מוטה כלפי מטה.

נציין כי המשתנה level מתואם באופן מלא עם המשתנה yearsch מאחר ומספר שנות הלימוד מתואמות באופן מלא עם רמת ההשכלה של התלמיד ולכן בחרנו לא להכליל את level במודל שלנו.

כעת כדי לבחון את השפעת רמת ההשכלה על הכנסת ילידי 1948 בשנת 1985 נאמוד את המודל:

$$lnearn = \beta_0 + \beta_1 treat_{muni} + \beta_2 female + \beta_3 hiab3 + \beta_4 hife + \beta_5 f_level + v$$

המשתנים המסבירים הנוספים שבחרנו הם אותם המשתנים שבחרנו במודל הקודם מאותן הסיבות.

משתנה	תוצאות האמידה	סטיית תקן	P_value
Intercept	6.75101	0.01977	0.0000000000000002
treat_muni	0.01357	0.01357	0.391
feamale	-0.47154	0.01427	0.0000000000000002
hiab3	0.06604	0.01538	0.0000178049351
hife	-0.02427	0.02208	0.272
level_2	0.14115	0.02763	0.0000003354483
level_3	0.14380	0.02025	0.000000000000014
level_4	0.26115	0.02025	0.0000000000000002
level_5	0.32246	0.02577	0.0000000000000002
level_6	0.50656	0.02817	0.0000000000000002
level_7	0.66711	0.07886	0.0000000000000002

משמעות אומדי משתני ההשכלה:

- **level_2** - פער השכר בין תלמיד שסיים חטיבת ביניים לתלמיד שסיים רק לימודי חובה הוא 14.1% כאשר שאר המשתנים קבועים, והאומד מובהק סטטיסטית. זה עומד בציפיותינו מאחר והגיוני שמי שסיים חטיבת ביניים השכלתו גבוהה יותר ממי שסיים רק יסודי ושכרו יהיה גבוה יותר.
 - **level_3** - פער השכר בין מי שלמד שנתיים לכל היותר בתיכון לבין מי שסיים רק לימודי חובה עומד על 14.4% , בהינתן ששאר המשתנים מוחזקים כקבועים. האומד מובהק סטטיסטית. זה עולה בקנה אחד עם ציפיותינו שוב מאותה סיבה כמו level2.
 - **level_4** - פער השכר בין מי שלמד לכל הפחות 3 שנות תיכון לבין מי שסיים רק לימודי חובה עומד על 26.1% , בהינתן ששאר המשתנים מוחזקים כקבועים. האומד מובהק סטטיסטית. ציפינו לתוצאה הזו שוב מכיוון שכאשר ההשכלה גבוהה יותר השכר עולה.
 - **level_5** - פער השכר בין מי שלמד לכל היותר שנתיים לאחר התיכון לבין מי שסיים רק לימודי חובה עומד על 32.2% , בהינתן ששאר המשתנים מוחזקים כקבועים. האומד מובהק סטטיסטית. קיבלנו תוצאה גבוהה יותר משאר המשתנים עד כה שוב מכיוון שכאשר ההשכלה גבוהה יותר השכר עולה, ולכן זה עומד בציפיותינו.
 - **level_6** - פער השכר בין בעל תואר ראשון לבין מי שסיים רק לימודי חובה עומד על 50.6% , בהינתן ששאר המשתנים מוחזקים כקבועים. האומד מובהק סטטיסטית. לא הופתענו שוב מאותן סיבות שצינו קודם.
 - **level_7** - פער השכר בין בעל תואר שני לבין מי שסיים רק לימודי חובה עומד על 66.7% , בהינתן ששאר המשתנים מוחזקים כקבועים. האומד מובהק סטטיסטית. הפער גבוה מאוד אך לא הופתענו שוב מאותן סיבות שצינו לעיל.
- ההנחה המובלעת במודל הראשון היא שכל שנת לימוד נוספת מעלה את השכר באחוז קבוע (5.3%) כלומר גם אם זו שנת הלימוד הראשונה וגם אם זו שנת הלימוד ה-19.
- המודל השני אינו מניח דבר על רמות ההשכלה אך הוא מניח שאין משמעות למספר שנות הלימוד אלא לרמת השכלה שהפרט משתייך אליה כדוגמת סיים תיכון, למד תואר ראשון וכו'.
- לדעתנו המודל השני מתאר באופן טוב יותר את המתאם בין ההשכלה לשכר, מאחר ושנת הלימוד החמישית לדוגמה אינה תורמת לשכר כפי ששנת הלימוד ה-20 תורמת לשכר (כמו שהמודל הראשון מניח), ובנוסף רמת ההשכלה היא זו שמשפיעה כיוון ששנת לימוד אחת באוניברסיטה אינה שווה ערך לסיום תואר ראשון.

חלק ג' – האם הרפורמה במערכת החינוך השוודית השפיעה על ההשכלה והשכר של הפרטים?

בדיקת הקשר בין הרפורמה לבין ההשכלה:

בבדיקת קשר זה הסתמכנו על נתוני 1985 בלבד.

כדי לבדוק האם הרפורמה במערכת החינוך השוודית השפיעה על ההשכלה של הפרטים, ראשית נבנה טבלת הפרש ההפרשים שבה נראה את הממוצע של שנות הלימוד בנפרד עבור פרטים שנולדו ב- 1948 ו-1953, לפי האם באזור שלהם הרפורמה לא חלה על אף שנתון ולפי האם באזור שלהם הרפורמה חלה על שנתון 1953 ולא על 1948:

הפרש	עירייה שלא יישמה את הרפורמה	עירייה שכן יישמה את הרפורמה	הפרש
שנתון 1948	10.94	11.47	0.53
שנתון 1953	10.76	11.68	0.92
הפרש	0.18	-0.21	0.39

קיבלנו שההשפעה הסיבתית הנאמדת של הרפורמה על שנות הלימוד היא תוספת של 0.39 שנות לימוד, ניתן להבין זאת מהדרך הבאה: ההבדל הבסיסי בין השנתונים הוא 0.18, וההבדל בין השנתונים כאשר רק ילידי 1953 עברו את הרפורמה הוא -0.21, ולכן ההשפעה של הרפורמה היא ההפרש ביניהם, שיוצא 0.39.

כעת נאמוד מודל אקונומטרי של הפרש ההפרשים כדי לבחון כיצד הרפורמה משפיעה על מספר שנות הלימוד, כלומר המשתנה המוסבר יהיה *years* והמסביר יהיה *treat_muni*:

$$years = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + u$$

משתנה	תוצאות האמידה	סטיית תקן	P_value
<i>Intercept</i>	10.94179	0.07321	0.0000000000000002
<i>treat_muni</i>	0.52677	0.08577	0.0000000000844
<i>d53</i>	-0.18195	0.11355	0.10909
<i>treat_muni: d53</i>	0.39145	0.12916	0.00244

משמעות האומדים של המשתנים:

- *Intercept* - ממוצע שנות הלימוד של תלמידים ילידי 1948 בעיירה שבה לא חלה הרפורמה הוא 10.942.
- *Treat_muni* - ממוצע שנות הלימוד של תלמידים בעיירה שבה כן חלה הרפורמה גבוה ב-0.52 בממוצע לעומת תלמידים שבעיירתם לא חלה הרפורמה עבור ילידי 1948. האומד מובהק סטטיסטית.

- $d53$ - הפער הממוצע בשנות הלימוד בין ילידי שנת 1953 לילידי 1948 עבור עיירות שלא עברו רפורמה הוא 0.18-. האומד אינו מובהק סטטיסטית.
- $d53: treat_muni$ - השינוי בשנות הלימוד של ילידי 1953 פחות השינוי בשנות הלימוד של ילידי 1948 בעיירות שבהן חלה הרפורמה הוא 0.39. האומד מובהק סטטיסטית.

ההנחה המרכזית לקבלת אומד חסר הטיה לקשר הסיבתי במודל הפרש ההפרשים היא שללא ה"טיפול" הפערים בין קבוצת ה"טיפול" לקבוצת ההשוואה היו נשארים קבועים. במודל שלנו ההנחה היא שללא הרפורמה הפערים בשנות הלימוד בין ילידי 1948 ו-1953 היו נשארים קבועים בין העיירות שעברו רפורמה (קבוצת טיפול) ועיירות שלא (קבוצת השוואה). ההנחה תהיה סבירה יותר ככל שמגמות שנות הלימוד בין השנתונים בעיירות דומות לפני הרפורמה, שהמאפיינים של העיירות דומים יותר, ולא נצפה לשינויים משמעותיים בעיירות שלא עברו רפורמה בתקופה שלאחר הרפורמה. לדעתנו ההנחה לא מאוד סבירה מאחר ויש מאפיינים שונים לכל עיירה ובין הפרטים בעיירות, ויכול להיות שמאפיינים אלו ישפיעו על הפער בשנות הלימוד בין התלמידים, ולא רק הרפורמה, ולכן צריך לפקח עליהם. טבלת הפרש ההפרשים עבור המודל שלנו :

הפרש	ילידי 1953	ילידי 1948	
$\beta_2 + \beta_3$	$\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3$	$\beta_0 + \beta_1$	עיירות שעברו רפורמה
β_2	$\beta_0 + \beta_2$	β_0	עיירות שלא עברו רפורמה
β_3	$\beta_1 + \beta_3$	β_1	הפרש

כעת נבדוק האם המודל שלנו מקיים את הנחת השוונות השווה (הומוסקדסטיות) על ידי מבחן Breusch-pagan :

$$years_{sch} = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \varepsilon$$

$$\widehat{\varepsilon^2} = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53$$

$$H0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$$

$$H1: else$$

קיבלנו $F_c = 2.6$ ו $F_s = 83.86$ כלומר, נדחה את השערת ה-0 ומכך נסיק שיש קשר לינארי בין המשתנים המסבירים ל- $\hat{\varepsilon^2}$ ולכן המודל לא מקיים את הנחת השוונות השווה, קיימת הטרוסקדטיות. כאשר המודל הוא הטרוסקדסטי חישוב השוונות של אומדי OLS אינו נכון וכתוצאה מכך סטיות התקן לא נכונות, ומבחני ההשערות שנבצע לא יהיו תקפים. האומדים שמתקבלים ברגרסיה הני"ל אינם BLUE (best linear unbiased estimator).

נתקן זאת ע"י תיקון White ונקבל את סטיות התקן הנכונות :

משתנה	תוצאות האמידה	סטיית תקן	P_value
Intercept	10.94179	0.079234	0.00000000000000022
treat_muni	0.52677	0.093107	0.00000001572
d53	-0.18195	0.115348	0.114741
treat_muni: d53	0.39145	0.130752	0.002761

כעת נוסיף למודל שלנו משתנים מפקחים נוספים :

$$years_{sch} = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \beta_4 female + \beta_5 hiab + \beta_6 hife + \varepsilon$$

בחרנו את המשתנים מהסיבות הבאות :

- female- ניתן לצפות שמגדר ישפיע על מספר שנות הלימוד בין של הפרט, למשל נשים שהביאו ילדים בגיל צעיר עלולות להתקשות לסיים לימודים גבוהים.
 - Hiab53- הגיוני שיש קשר חיובי בין יכולת הפרט למספר שנות הלימוד שלו.
 - Hife- ניתן לצפות שפרטים שאביהם משכיל יושפעו ממנו ויסיימו לימודים גבוהים גם כן.
- ביצענו מבחן Breusch Pagan כדי לבחון האם המודל שלנו מקיים את הנחת ההומוסקדסטיות וקיבלנו שהוא אינו מקיים זאת ועל כן עשינו תיקון White.
- לאחר תיקון White :

משתנה	תוצאות האמידה	סטיית תקן	P_value
Intercept	9.769671	0.075667	0.00000000000000022
treat_muni	0.380067	0.082632	0.000004282
d53	-0.285640	0.104440	0.006248
treat_muni: d53	0.206550	0.117607	0.079071
female	0.189054	0.047651	0.000073100
hiab3	1.973256	0.049044	0.00000000000000022
hife	2.001501	0.070026	0.00000000000000022

כדי לבדוק האם היה מוצדק לצרף את המשתנים המסבירים שבחנו להוסיף, בדקנו באמצעות מבחן F ביחד עם תיקון white האם המשתנים המסבירים שהוספנו מובהקים ביחד:

$$years_{sch} = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \beta_4 female + \beta_5 hiab + \beta_6 hife + \varepsilon$$

$$H_0: \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = 0$$

$$H_1: \text{else}$$

$$f = \frac{(ESS_R - ESS_U)/d}{ESS_U/(n-k)}$$

כאשר המודל המוגבל הוא:

$$\text{Restricted model: } years_{sch} = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \nu$$

קיבלנו $F_{2,1075.8} = 2.6$, $F_c = 2.6$ לכן ברמת מובהקות 0.05 נדחה את H_0 – לפחות אחד מהמשתנים שהוספנו אינו שווה ל0 וניתן להסיק שהם תורמים ליכולת ההסבר של שנות הלימוד, כלומר היה מוצדק להוסיף אותם.

המקדם העיקרי של המודל שביצענו הוא של משתנה האינטראקציה $d53: treat_muni$ מאחר ובמידה וההנחות מתקיימות, אז הוא מבטא את השפעת הרפורמה על מספר שנות הלימוד של הפרטים. האומד הוא 0.21, כלומר בעיירות שעברו רפורמה, הגידול בשנות הלימוד של שנתון 1953 הוא 0.21 שנים יותר מאשר שנתון 1948 כאשר מפקחים על שאר המשתנים. האומד לא מובהק סטטיסטית לכן לא ניתן לומר באופן חד משמעי שהוא שונה מ-0. במודל הקצר ללא המשתנים המפקחים הנוספים קיבלנו שבעיירות בהן יישמו את הרפורמה החדשה הייתה עליה של 0.39 במספר שנות הלימוד של הפרטים. ההבדל בערכו של האומד בין שני המודלים נובע מכך שבמודל הקצר ישנם משתנים רלוונטיים מושמטים ולכן הוא מוטה כלפי מעלה וכולל בתוכו את ההשפעה של משתנים אלו. משתנה כזה יכול להיות $hiab3$ – יכולת הפרט שמתואמת באופן חיובי עם שנות הלימוד שלו, כי הגיוני שתלמיד בעל יכולות גבוהות יותר יצליח יותר לסיים שנות לימוד מתקדמות ולא "ינשור". היכולת של הפרט עשויה להיות מתואמת באופן חיובי עם משתנה האינטראקציה שמסמן האם התלמיד עבר רפורמה, מכיוון שראינו שהעיריות לא נבחרו באופן אקראי, ואולי נבחרו לפי ציונים טובים של התלמידים.

מאחר והיכולת מתואמת באופן חיובי עם שנות הלימוד ועם משתנה האינטראקציה, אז חלק מההשפעה שלו על שנות הלימוד ייוחסו לאומד של משתנה האינטראקציה, ולכן הוא יהיה מוטה כלפי מעלה.

ההנחה המרכזית במודל שכולל את המשתנים המפקחים היא שללא הרפורמה הפערים בשנות הלימוד בין ילידי 1948 ו-1953 היו נשארים קבועים בין העיירות השונות (אלו שבפועל עברו רפורמה ואלו שלא) עבור תלמידים בעלי אותו מין (גבר/אישה), שרמת השכלת האב שלהם זהה

ויכולתם זהה גם כן.

ההנחה כעת יותר סבירה, מאשר במודל ללא המשתנים המפקחים מאחר וכעת אנו משווים בין תלמידים עם מאפיינים דומים ולכן הגיוני שהפערים בשנות הלימודים יישארו קבועים ללא הרפורמה, אך עדיין יכול להיות שיש שוני במאפייני העיריות.

בדיקת הקשר בין הרפורמה לבין ההכנסה:

Fixed Effects Model

כעת נאמוד מודל הפרש ההפרשים עם FE על מנת לבדוק את השינוי שחל בהכנסת הפרטים כתוצאה מהרפורמה. כאשר אנו מוסיפים FE לשנים ($year_t$) אנו מנטרלים את ההשפעה של דברים בלתי צפויים שקרו בכל שנה, ואת הייחודיות של כל שנה. ללא בקרה על משתנה זה עלולה להיות לנו בעיית אנדוגניות במודל מאחר והתכונות הבלתי נצפות של אותן שנים עשויות להיות מתואמות עם המשתנים המסבירים במודל.

נציין שלא הוספנו FE לכל פרט (id_i) ועירייה (fk) כיוון שאנחנו מפקחות על המאפיינים הייחודיים לכל פרט שנשארים קבועים לאורך השנים (רמת השכלת אב, מין, יכולת הפרט), ועל המשתנה $treat_muni$ ובמידה ונוסיף את id או את fk תהיה מולטי קולינאריות מלאה ביניהם ולא יהיה ניתן לאמוד את המודל. בנינו את המודל הבא:

$$L_{earn} = \beta_0 + \beta_1 treat_{muni} + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_{muni} * d53 + \beta_4 female + \beta_5 hiab3 + \beta_6 hife + \beta_7 f_{level} + year_t$$

הצדקת המשתנים המפקחים שבחרנו:

- $female$ – סביר מאוד שיש פער בין שכר גברים לשכר נשים ולכן יש לפקח על המשתנה הזה.
- $hiab3$ – חשוב לפקח על יכולת התלמיד כי היא בעלת השפעה על שכרו בעתיד.
- $hife$ – כפי שהסברנו לאורך העבודה סביר מאוד שרמת ההשכלה של האב תהיה מתואמת עם המצב הסוציאקונומי בבית ולכן תספק לתלמיד יותר אפשרויות בפן הלימודי והתעסוקתי וכך סביר ששכרו יעלה.
- f_level – סביר שרמת השכלת הפרט כגון בגרות מלאה, תואר ראשון או תואר שני ישפיעו על מיומנות הפרט ובהתאם גם על שכרו.

עשינו תיקון Clustering לשונות לפי המשתנה id ו fk , מאחר ואנו עובדות עם נתוני פאנל הכוללים מספר תצפיות לכל פרט ועירייה בין השנים 1985 ל 1996 ולא סביר שמתקיימת ההנחה של אי תלות בהפרעות המקריות של הפרטים והעיריות לאורך השנים.

לאחר אמידת המודל קיבלנו שהשפעת הרפורמה היא העלאה של 3.8% בשכר הפרטים. תוצאות המודל המלא:

משתנה	תוצאות האמידה	סטיית תקן	P_value
<i>treat_muni</i>	0.015223	0.011580	0.1886
<i>d53</i>	-0.095264	0.014295	0.0000000000267
<i>female</i>	-0.372973	0.007343	0.0000000000000002
<i>hiab3</i>	0.048285	0.007785	0.00000000005593
<i>hife</i>	0.014176	0.010120	0.1613
<i>level_2</i>	0.088918	0.014836	0.0000000020617
<i>level_3</i>	0.108626	0.012746	0.0000000000000002
<i>level_4</i>	0.226062	0.015827	0.0000000000000002
<i>level_5</i>	0.280966	0.013433	0.0000000000000002
<i>level_6</i>	0.471405	0.015062	0.0000000000000002
<i>level_7</i>	0.602800	0.044190	0.0000000000000002
<i>treat_muni: d53</i>	0.038793	0.016631	0.0197

כעת נאמוד את המודל הנ"ל בנפרד עבור גברים ונשים ולאחר מכן נבצע חלוקה נוספת לפי השכלת האב. גם במודלים אלו ביצענו FE ותיקון Clustering.

ששת המודלים שאמדנו:

מודל הפרש ההפרשים של השפעת הרפורמה על השכר עבור **נשים**:

$$(1) \lnearn = (\beta_0 + \beta_4) + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \beta_5 hiab3 + \beta_6 hife + \beta_7 f_level + year_t$$

מודל הפרש ההפרשים של השפעת הרפורמה על השכר עבור **גברים**:

$$(2) \lnearn = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \beta_5 hiab3 + \beta_6 hife + \beta_7 f_level + year_t$$

מודל הפרש ההפרשים של השפעת הרפורמה על השכר עבור **נשים שהשכלת האב שלהן גבוהה**:

$$(3) \lnearn = (\beta_0 + \beta_4 + \beta_6) + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \beta_5 hiab3 + \beta_7 f_level + year_t$$

מודל הפרש ההפרשים של השפעת הרפורמה על השכר עבור **גברים שהשכלת האב שלהן גבוהה**:

$$(4) \lnearn = (\beta_0 + \beta_6) + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \beta_5 hiab3 + \beta_7 f_level + year_t$$

מודל הפרש ההפרשים של השפעת הרפורמה על השכר עבור נשים שהשכלת האב שלהן נמוכה :

$$(5) \ln earn = (\beta_0 + b_4) + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \beta_5 hiab3 + \beta_7 f_level + year_t$$

מודל הפרש ההפרשים של השפעת הרפורמה על השכר עבור גברים שהשכלת האב שלהן נמוכה :

$$(6) \ln earn = \beta_0 + \beta_1 treat_muni + \beta_2 d53 + \beta_3 treat_muni * d53 + \beta_5 hiab3 + \beta_7 f_level + year_t$$

נציג את השפעת הרפורמה על שכר הפרטים כמו בטבלה במאמר :

	Female	male
All	2.3 (2.3)	5.3 (2.3)
High father's education	-3.4 (6.5)	2.5 (8.2)
Low father's education	3 (2.4)	6 (2.4)

מהתוצאות הנ"ל ניתן לראות שהרפורמה הטיבה יותר עם גברים מאשר נשים, היא העלתה את שכרם של גברים שעברו את הרפורמה ב-5.3% לעומת גברים שלא עברו את הרפורמה. בעוד שעבור נשים שעברו את הרפורמה היא העלתה את שכרם ב-2.3% לעומת נשים שלא עברו את הרפורמה. כמו כן ניתן לראות כי עבור תלמידים שאביהם בעל השכלה נמוכה הרפורמה העלתה את שכרם באחוזים גבוהים יותר מאשר תלמידים שהשכלת אביהם הייתה גבוהה, והדבר מעיד על הצלחת הרפורמה בהנגשת רמות השכלה גבוהות ליותר תלמידים ובכך סייעה להעלות את שכרם. דבר נוסף שאנו רואות הוא שהרפורמה השפיעה באופן שלילי על שכרם של נשים שאביהן בעל השכלה גבוהה, נוכל להסיק מכך שביטול סלקציית הציונים הרעה את שכר נשים אלו, ניתן לייחס זאת לסיבה שכעת בשוק העבודה יש יותר אנשים בעלי השכלה גבוהה ולכן לפרטים המגיעים מבתים בעלי השכלה גבוהה יש כעת תחרות גדולה יותר, דבר הפוגע יותר בנשים מטבע הדברים שלהן קשה יותר להתחרות בשוק העבודה מסיבות כגון: הריון, ילדים, נישואים ועוד.

אחד האתגרים המרכזיים של המאמר הוא הצדקת ההנחה לקבלת אפקט סיבתי, וזה מאחר שהעירות אשר עברו את הרפורמה לא נבחרו באופן אקראי. כדי להראות שאין קשר בין מאפייני העיריה, לעובדה שהיא עברה רפורמה, היינו אוספות משתנים אשר מייצגים מאפייני עיריות, כגון:

- תקציב חינוך בעירייה
- ממוצע הציונים של התלמידים בעירייה
- תוכניות העשרה ופיתוח תלמידים בעירייה
- מצב סוציו אקונומי בעירייה

לאחר מכן, היינו מריצות רגרסיה, שבה המשתנה המוסבר הוא $treat_muni$ והמשתנים המסבירים הם המאפיינים שאספנו.

בשלב זה היינו מבצעות מבחן F סטטיסטי, למובהקות כל המשתנים המסבירים במשותף:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_n = 0$$

$$H_1: \text{else}$$

כאשר אם אנחנו לא דוחות את השערת ה-0, זה אומר שאין קשר בין המאפיינים לעובדה שהעירייה עברה רפורמה, ועל כן ההנחה של קבלת אפקט סיבתי להשפעת הרפורמה סבירה.

לסיכום, חקרנו את השפעת הרפורמה החינוכית בשודיה על ידי כלים אקונומטריים שלמדנו בקורס, כשהשיטה העיקרית שבה השתמשנו היא הפרש ההפרשים.

כתוצאה מהמחקר אנחנו מסיקות שהרפורמה בשודיה אכן הנגישה את הלימודים הגבוהים ליותר אנשים, בכך שהגדילה את מספר שנות לימודי החובה וביטלה את סלקציית הציונים. אפקט זה בא לידי ביטוי גם בהישגי הלימודים וגם בהכנסתם.

תדפיס הקוד:

```
# setup -----

rm(list=ls())

gc()

library(tidyverse)
library(modelsummary)
library(car)
library(sandwich)
library(lmtest)
library(lfe)
library(modelsummary)

setwd("C:/Users/User/Noa degree/Eco/project")

options(scipen=999)
options(na.action=na.exclude)

# Part B -----

our_data      <-      read.csv("C:/Users/User/Noa      degree/YEAR
2/Eco/project/term_paper_data_did.csv")

#Data Organize

our_data$f_level <- factor(our_data$level, levels = c(1,2,3,4,5,6,7))
levels(our_data$f_level) <- c('1','2','3','4','5','6','7')

# Q6 -----
```

```

subset_data48 <- our_data[our_data$d53==0 & our_data$year==85, ]

mean_llearn_reform_48 <- mean(subset_data48$llearn[subset_data48$treat_muni ==
1])
mean_yearsch_reform_48 <- mean(subset_data48$yearscho[subset_data48$treat_muni
== 1])

mean_llearn_unreform_48 <- mean(subset_data48$llearn[subset_data48$treat_muni
== 0])
mean_yearsch_unreform_48 <- mean(subset_data48$yearscho[subset_data48$treat_muni == 0])

ref_yearsch_48 <- lm(yearscho ~ treat_muni, data = subset_data48)
ref_llearn_48 <- lm(llearn ~ treat_muni, data = subset_data48)

summary(ref_yearsch_48)
summary(ref_llearn_48)

# Q8 -----

subset_data53 <- our_data[our_data$d53==1 & our_data$year==85, ]

mean_llearn_reform_53 <- mean(subset_data53$llearn[subset_data53$treat_muni ==
1])
mean_yearsch_reform_53 <- mean(subset_data53$yearscho[subset_data53$treat_muni
== 1])

mean_llearn_unreform_53 <- mean(subset_data53$llearn[subset_data53$treat_muni
== 0])
mean_yearsch_unreform_53 <- mean(subset_data53$yearscho[subset_data53$treat_muni == 0])

ref_yearsch_53 <- lm(yearscho ~ treat_muni, data = subset_data53)
ref_llearn_53 <- lm(llearn ~ treat_muni, data = subset_data53)

```

```
summary(ref_yearsch_53)
```

```
summary(ref_lnearn_53)
```

```
# Q10 -----
```

```
reg_10 <- lm(lnearn ~ yearsch + treat_muni + female + hiab3 + hife, data =  
subset_data48)
```

```
summary(reg_10)
```

```
# Q12 -----
```

```
reg_12 <- lm(lnearn ~ f_level + treat_muni + female + hiab3 + hife, data =  
subset_data48)
```

```
summary(reg_12)
```

```
# Q14 -----
```

```
subset_data85 <- our_data[our_data$year==85, ]
```

```
mean_yearsch_48_reform <-  
mean(subset_data85$yearsch[subset_data85$treat_muni==1 & subset_data85$d53==0])
```

```
mean_yearsch_48_unreform <-  
mean(subset_data85$yearsch[subset_data85$treat_muni==0 & subset_data85$d53==0])
```

```
mean_yearsch_53_reform <-  
mean(subset_data85$yearsch[subset_data85$treat_muni==1 & subset_data85$d53==1])
```

```
mean_yearsch_53_unreform <-  
mean(subset_data85$yearsch[subset_data85$treat_muni==0 & subset_data85$d53==1])
```

```
# Q15 -----
```

```
reg_15 <- lm(yearsch ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53, data = subset_data85)
```

```
summary(reg_15)
```

```
# Q17 -----
```

```
subset_data85$residual_sq <- residuals(reg_15)^2
```

```
BP_model <- lm(residual_sq ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53, data =  
subset_data85)
```

```
linearHypothesis(BP_model, c('treat_muni=0', 'd53=0', 'treat_muni: d53 = 0'))
```

```
#re-estimate the model with White's robust standard errors
```

```
coeftest(reg_15, vcov = vcovHC(reg_15, "HC1"))
```

```
# Q18 -----
```

```
reg_18 <- lm(yearsch ~ treat_muni + d53 + treat_muni: d53 + female + hiab3 + hife, data  
= subset_data85)
```

```
summary(reg_18)
```

```
subset_data85$residual_18_sq <- residuals(reg_18)^2
```

```
BP_model2 <- lm(residual_18_sq ~ treat_muni + d53 + treat_muni: d53 + female + hiab3  
+ hife, data = subset_data85)
```

```
linearHypothesis(BP_model2, c('treat_muni=0', 'd53=0', 'treat_muni: d53 = 0',  
'female=0', 'hiab3=0', 'hife=0' ))
```

```
coeftest(reg_18, vcov = vcovHC(reg_18, "HC1"))
```

```
# Q19 -----
```

```
#f test for the new features:
```

```
linearHypothesis(reg_18, c('female=0', 'hiab3=0', 'hife=0'), white.adjust = "hc1")
```

```
# Q22 -----
```

```
reg_22 <- felm(lnearn ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53 + female + hiab3 + hife +  
f_level | year | 0 | id + fk, data = our_data)
```

```
summary(reg_22)
```

```
# Q23 -----
```

```
subset_data_female <- our_data[our_data$female == 1, ]
```

```
subset_data_male <- our_data[our_data$female == 0, ]
```

```
reg_23_female <- felm(lnearn ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53 + hiab3 + hife +  
f_level | year | 0 | id + fk, data = subset_data_female)
```

```
reg_23_male <- felm(lnearn ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53 + hiab3 + hife +  
f_level | year | 0 | id + fk, data = subset_data_male)
```

```
#Now with father education:
```

```
subset_data_female_father_high <- our_data[our_data$female == 1 & our_data$hife ==  
1, ]
```

```
subset_data_male_father_high <- our_data[our_data$female == 0 & our_data$hife == 1,  
]
```

```
subset_data_female_father_low <- our_data[our_data$female == 1 & our_data$hife ==  
0, ]
```

```
subset_data_male_father_low <- our_data[our_data$female == 0 & our_data$hife == 0,  
]
```

```
reg_23_female_father_high <- felm(lnearn ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53 + hiab3  
+ f_level | year | 0 | id + fk, data = subset_data_female_father_high)
```

```
reg_23_male_father_high <- felm(lnearn ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53 + hiab3  
+ f_level | year | 0 | id + fk, data = subset_data_male_father_high)
```

```
reg_23_female_father_low <- felm(lnearn ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53 + hiab3  
+ f_level | year | 0 | id + fk, data = subset_data_female_father_low)
```

```
reg_23_male_father_low <- felm(lnearn ~ treat_muni + d53 + treat_muni:d53 + hiab3 +  
f_level | year | 0 | id + fk, data = subset_data_male_father_low)
```

```
#summary for the models
```

```
model_list <- list(reg_23_female, reg_23_male, reg_23_female_father_high,  
reg_23_male_father_high, reg_23_female_father_low, reg_23_male_father_low)
```

```
modelsummary(model_list)
```