

# Report sul PIL pro capite

## 1. Introduzione e dataset

L'obiettivo che ci siamo posti per questo progetto è quello di analizzare la situazione economica e sociale in Europa prendendo in considerazione 40 Stati (i 27 membri dell'Unione Europea e Albania, Bielorussia, Bosnia ed Erzegovina, Islanda, Macedonia del Nord, Montenegro, Norvegia, Regno Unito, Russia, Serbia, Svizzera, Turchia e Ucraina) e cercando di comprendere se alcuni aspetti sociali, economici, ambientali e politici siano direttamente correlati alla misura che viene spesso utilizzata per indicare sommariamente la ricchezza di un Paese: il PIL pro capite (espresso in \$) (GDP).

Perciò come primo punto analizzeremo modelli di regressione multipla per comprendere quali variabili siano significative nel definire il PIL pro capite di una Nazione e vedere se e come queste relazioni cambiano nel tempo. Prenderemo infatti in analisi tre diversi anni: 2007, 2009 (in modo tale da comprendere l'impatto della crisi finanziaria del 2008), e 2019 (anno per cui abbiamo meno osservazioni mancanti). I regressori che abbiamo selezionato sono 9:

- spesa in Ricerca e Sviluppo (espressa in percentuale del PIL) (ReS);
- spesa del Governo in educazione (espressa in percentuale del PIL) (EDU);
- emissioni di CO<sub>2</sub> (esprese in tonnellate a persona) (CO2);
- terra coltivabile (in percentuale dell'area totale) (ARA\_LAND);
- tasso di suicidi (per 100000 persone) (SUIC);
- forza lavoro con educazione pari o superiore al diploma superiore (espressa in percentuale della popolazione in età lavorativa con educazione avanzata) (AD\_EDU);
- giovani non attivi nell'istruzione, nel lavoro o nella formazione (come percentuale su tutti i giovani del Paese) (NEET);
- tasse sui profitti provenienti dalle attività commerciali (esprese in percentuale dei profitti commerciali) (PROF\_TAX);
- tasse generali (in percentuale al PIL) (REV\_TAX).

Il dataset, perciò, ha dimensioni 40x10x20 (20 sono gli anni presi in considerazione 2001-2020) e la fonte dei dati è [data.worldbank.org](http://data.worldbank.org), database "World Development Indicators".

## 2. Interpolazione dati 2019

Nelle successive analisi, l'anno che abbiamo scelto è il 2019 poiché è l'anno più recente per cui si hanno dati per quasi tutte le variabili ed è inoltre l'anno con meno valori mancanti (7). I dati mancanti si riferiscono ad Albania, Bosnia ed Erzegovina, Macedonia del Nord, Montenegro (2 valori mancanti), Russia e Ucraina. Osservando la matrice dei dati notiamo che per i primi 4 Stati mancano osservazioni per tutto l'arco temporale del dataset (e quindi saranno omessi dalle analisi cross section). Ciò non accade per Russia e Ucraina dato che i missing values si riferiscono al tasso dei NEET e ci sono i valori di qualche anno precedente e del 2020. Perciò, per non perdere due ulteriori osservazioni, abbiamo interpolato i dati mancanti utilizzando la media tra il tasso del 2018 e del 2020 ottenendo per la Russia 12.205% e per l'Ucraina 17.135%.

### 3. Modelli OLS per anni 2007, 2009 e 2019

Per quanto riguarda i modelli presi in analisi, il primo vede come regressori le variabili “ReS”, “CO2” e “AD\_EDU”.

```
Call:
lm(formula = dati2009$GDP ~ dati2009$ReS + dati2009$CO2 + dati2009$AD_EDU)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-35203  -3888   1336   5316  34358

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -111636.6   35468.5  -3.147  0.003793 **
dati2009$ReS    9973.4    2476.7   4.027  0.000372 ***
dati2009$CO2   4383.5     721.6   6.075  1.3e-06 ***
dati2009$AD_EDU 1219.5     436.8   2.792  0.009179 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 12620 on 29 degrees of freedom
(7 osservazioni eliminate a causa di valori mancanti)
Multiple R-squared:  0.736, Adjusted R-squared:  0.7087
F-statistic: 26.95 on 3 and 29 DF, p-value: 1.567e-08
```

```
Call:
lm(formula = dati2019$GDP ~ dati2019$ReS + dati2019$CO2 + dati2019$AD_EDU)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-25765  -8864  -1817    8371   41835

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -180454.8   46287.7  -3.899  0.000418 ***
dati2019$ReS  14696.4    2951.9   4.979  1.71e-05 ***
dati2019$CO2   4601.5    1199.3   3.837  0.000499 ***
dati2019$AD_EDU 2072.6     557.1   3.720  0.000695 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 16610 on 35 degrees of freedom
(1 osservazione eliminata a causa di un valore mancante)
Multiple R-squared:  0.615, Adjusted R-squared:  0.582
F-statistic: 18.64 on 3 and 35 DF, p-value: 2.138e-07
```

In generale, in ogni modello, tutti i regressori risultano estremamente significativi. Anche i valori assunti dall'R2 corretto sono elevati. Inoltre, in ogni modello, tutti i coefficienti sono maggiori di zero, ne segue che tutti i regressori hanno un effetto positivo sulla variabile dipendente. È interessante notare che, se tra l'anno 2007 e l'anno 2019 non ci sono particolari differenze e i coefficienti dei due modelli sono piuttosto simili, l'anno 2009 presenta alcune differenze rispetto agli altri due. In particolare, gli effetti delle variabili “ReS” e “AD\_EDU” hanno un effetto minore su “GDP” nel 2009 rispetto al 2019 (e quindi anche al 2007), mentre il coefficiente relativo a “CO2” rimane sostanzialmente simile.

Il secondo modello, invece, considera come regressori le variabili “ReS”, “SUIC” e “NEET”.

```
Call:
lm(formula = dati2007$GDP ~ dati2007$ReS + dati2007$SUIC +
    dati2007$NEET)
```

```

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-20532   -8547   -3009    4988   62702

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    45433.5    12225.0     3.716 0.000827 ***
dati2007$ReS    14505.8     3987.7     3.638 0.001023 **
dati2007$SUIC   -1212.5       458.4    -2.645 0.012872 *
dati2007$NEET   -1145.7       415.6    -2.757 0.009834 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 16530 on 30 degrees of freedom
(6 osservazioni eliminate a causa di valori mancanti)
Multiple R-squared:  0.5987, Adjusted R-squared:  0.5586
F-statistic: 14.92 on 3 and 30 DF, p-value: 3.987e-06

```

```

Call:
lm(formula = dati2019$GDP ~ dati2019$ReS + dati2019$SUIC +
    dati2019$NEET)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-26264  -10285   -2432    5588   68885

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    60066.9    17590.5     3.415  0.00171 **
dati2019$ReS    10611.4     4077.1     2.603  0.01375 *
dati2019$SUIC   -1416.1       667.8    -2.121  0.04155 *
dati2019$NEET   -2288.1       798.8    -2.864  0.00721 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 19040 on 33 degrees of freedom
(3 osservazioni eliminate a causa di valori mancanti)
Multiple R-squared:  0.4951, Adjusted R-squared:  0.4491
F-statistic: 10.78 on 3 and 33 DF, p-value: 4.304e-05

```

Anche in questo caso, per ogni modello tutti i regressori risultano significativi e, analogamente, gli R<sup>2</sup> corretti sono elevati. Possiamo notare che, in questi modelli, soltanto la variabile “ReS” ha un effetto positivo su “GDP”, mentre sia “SUIC” che “NEET” hanno un effetto negativo. A differenza della situazione precedente, ora sono il 2009 e il 2019 a risultare simili, mentre notiamo differenze tra questi e il 2007. In particolare, gli effetti delle variabili “ReS” e “NEET” hanno un effetto minore (in valore assoluto) su “GDP” nel 2019 (e di conseguenza nel 2009) rispetto al 2007, mentre la variabile “SUIC” ha un effetto che risulta più o meno lo stesso in tutti e tre gli anni considerati. L’ultimo modello costruito è relativo esclusivamente all’anno 2019, ed è il modello che presenta l’R<sup>2</sup> corretto più elevato.

```

Call:
lm(formula = dati2019$GDP ~ dati2019$ReS + dati2019$CO2 + dati2019$AD_EDU +
    dati2019$SUIC + dati2019$NEET + dati2019$ARA_LAND)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-26568   -8156   -2097    9420   34722

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   -119625.9    84262.9   -1.420  0.16601

```

```

dati2019$ReS      13431.2    3828.7    3.508    0.00145 **
dati2019$CO2      4826.6    1453.5    3.321    0.00237 **
dati2019$AD_EDU   1623.1     838.1    1.937    0.06226 .
dati2019$SUIC     -928.3     596.6   -1.556    0.13019
dati2019$NEET     -669.5     889.6   -0.753    0.45755
dati2019$ARA_LAND -256.8     225.6   -1.138    0.26399
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

```

Residual standard error: 16320 on 30 degrees of freedom
(3 osservazioni eliminate a causa di valori mancanti)
Multiple R-squared:  0.6626, Adjusted R-squared:  0.5951
F-statistic:  9.82 on 6 and 30 DF,  p-value: 5.314e-06

```

Sebbene non tutti i coefficienti risultino particolarmente significativi, è comunque possibile ricavare alcune utili informazioni. Ad esempio, come già suggerito dal modello precedente, possiamo notare come le variabili “SUIC” e “NEET” abbiano un effetto negativo su “GDP”, ma a queste se ne aggiunge una terza ovvero “ARA\_LAND”. Infine, le variabili che invece hanno un effetto positivo sulla variabile dipendente sono “ReS”, “CO2” e “AD\_EDU”, risultato che va a confermare quanto osservato nel modello iniziale.

#### 4. Analisi dei residui del modello con ReS, CO2 e AD\_EDU del 2019

##### Normalità

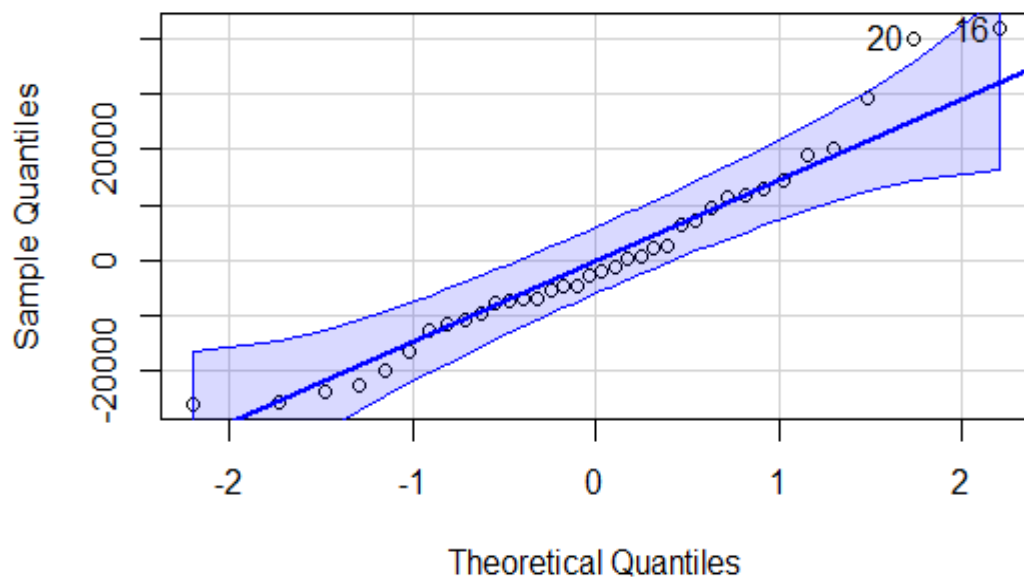
Ipotesi nulla: i residui sono normalmente distribuiti.

Notiamo che tutti i punti si trovano vicini alla retta, e sono tutti all'interno dell'area di confidenza.

C'è soltanto un valore che esce dall'area, ma questo non basta per rifiutare l'ipotesi nulla.

**Jarque-Bera test:** X-squared = 2.8333 df = 2 p-value = 0.2425

Anche il test di Jarque-Bera ci conferma che i residui sono normo distribuiti, in quanto non posso rifiutare l'ipotesi nulla neanche ad un livello di significatività del 10%.



##### Omoschedasticità

L'ipotesi nulla sull'omoschedasticità viene rifiutata.

Da quanto si vede nel grafico i punti più vicini a zero sono anche più vicini tra di loro, poi a mano a mano che ci si allontana dallo zero, anche i punti hanno una distanza maggiore tra loro: ciò è sintomo di eteroschedasticità.

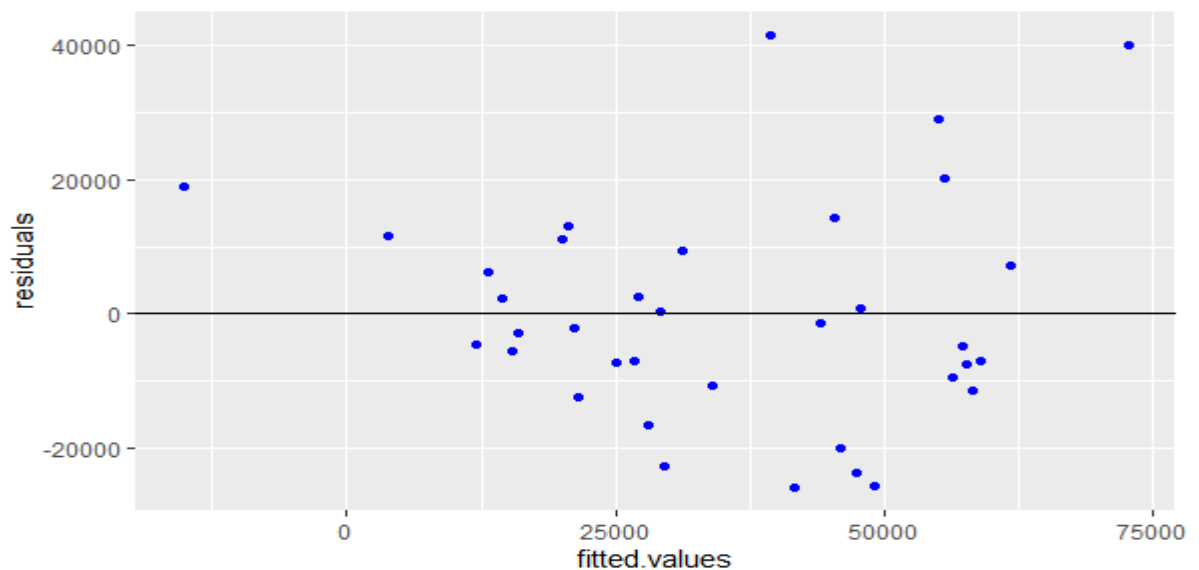
**Breusch-Pagan test:**

BP = 12.737

df = 3

p-value = 0.005242

Anche il test di Breusch-Pagan conferma quanto detto sopra, infatti rifiuto l'ipotesi nulla ad un livello di significatività dell'1%.

**Autocorrelazione e outlier**

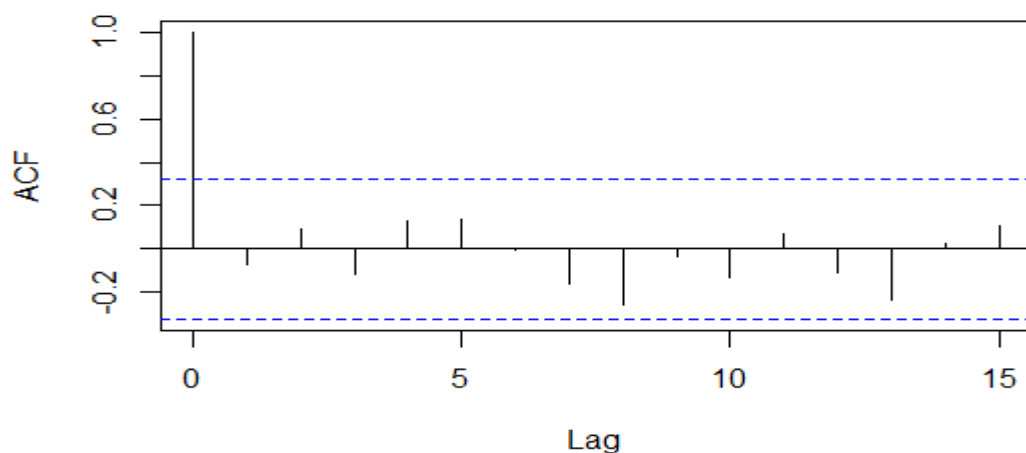
Da quanto si nota dal grafico sembra che non ci sia autocorrelazione, in quanto eccetto il ritardo zero (che è normale che abbia autocorrelazione uguale a uno, dato che è autocorrelato con sé stesso), tutti gli altri ritardi si trovano all'interno dell'area tratteggiata in blu.

**Durbin-Watson test:**

DW = 2.139

p-value = 0.7027

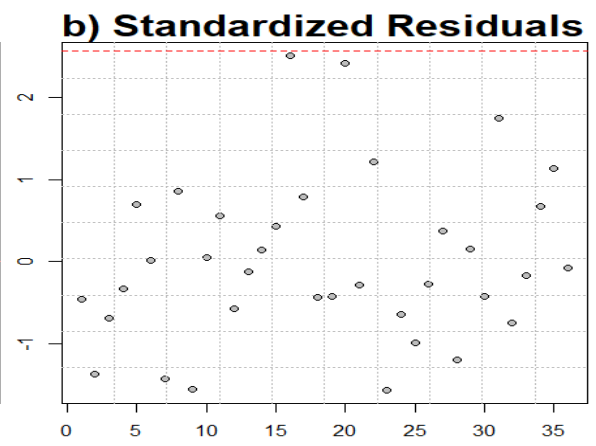
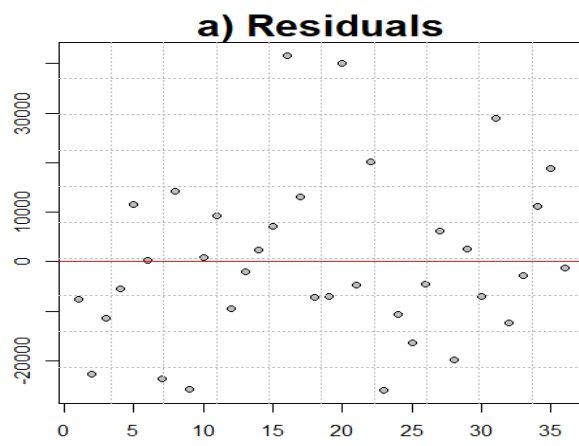
Anche il test di Durbin-Watson ci conferma l'assenza di autocorrelazione, dato che il valore è vicino a 2.

**Series residuals**

Il grafico a sinistra ci fa notare che i residui distribuiti nel grafico hanno media nulla; quindi, si possono distribuire come una i.i.d. con media nulla e varianza  $\sigma^2$ .

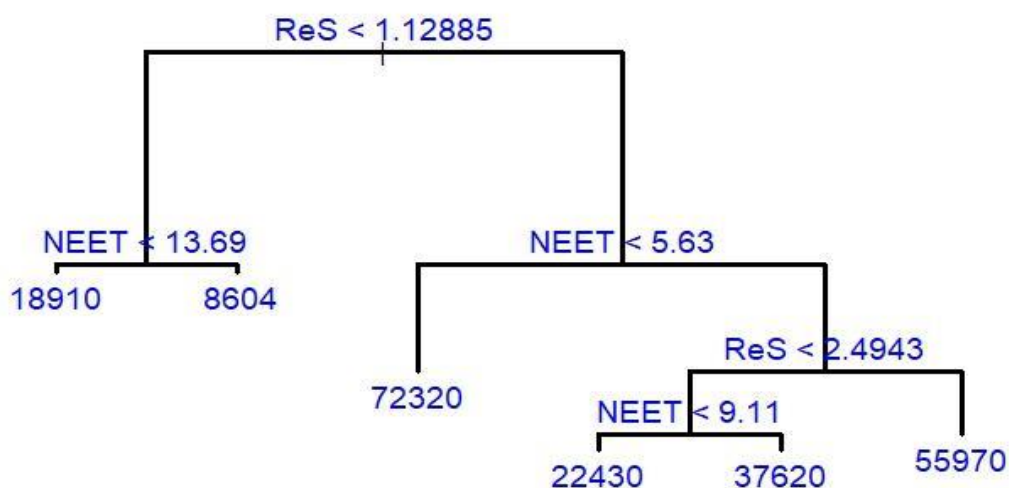
Invece nel grafico a destra abbiamo i residui standardizzati, infatti i punti che vediamo nei due grafici hanno la medesima posizione relativa, ma in scala diversa.

La linea rossa indica la banda di confidenza e, dato che tutti i punti sono all'interno, non ci sono outlier.

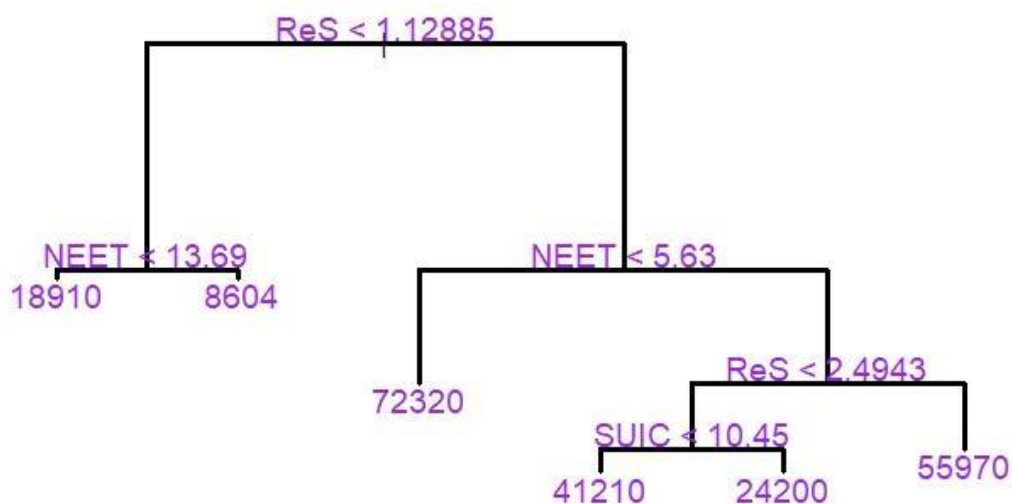


## 5. Regression trees 2019

Abbiamo pensato che alcune delle variabili che potessero aiutarci a cercare la direzione di massima variabilità fossero “NEET” e “ReS”, quindi la percentuale di NEET nel Paese e gli investimenti in ricerca in sviluppo. L’albero di regressione relativo è il seguente:



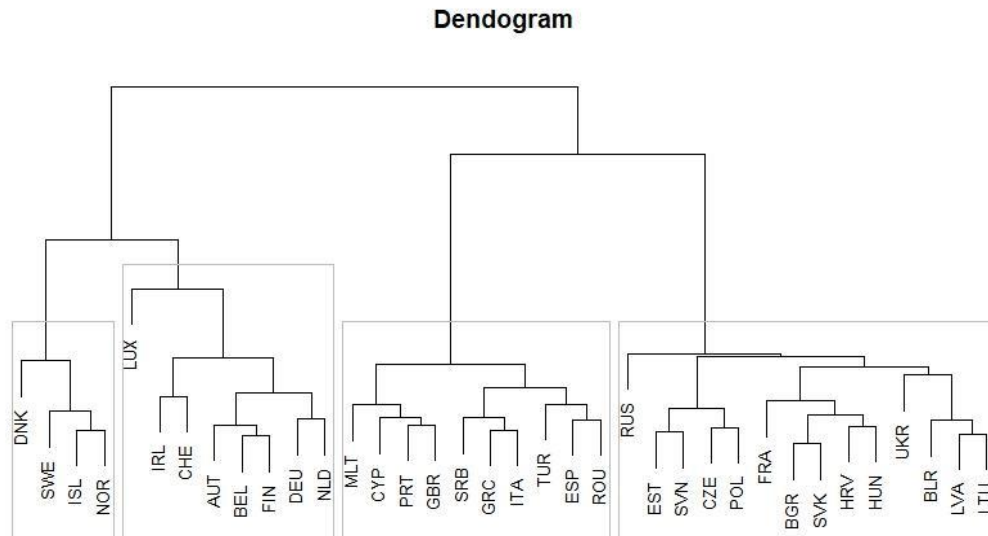
Abbiamo successivamente chiesto a R di creare la miglior classificazione considerando tutte le variabili, quindi non solo NEET e R&S. Il plot dell’albero è questo:



Questo conferma la nostra tesi iniziale che le variabili più significative nel generare variabilità tra i gruppi fossero proprio NEET e R&S, oltre che per l’ultimo split che è relativo a “SUIC”.

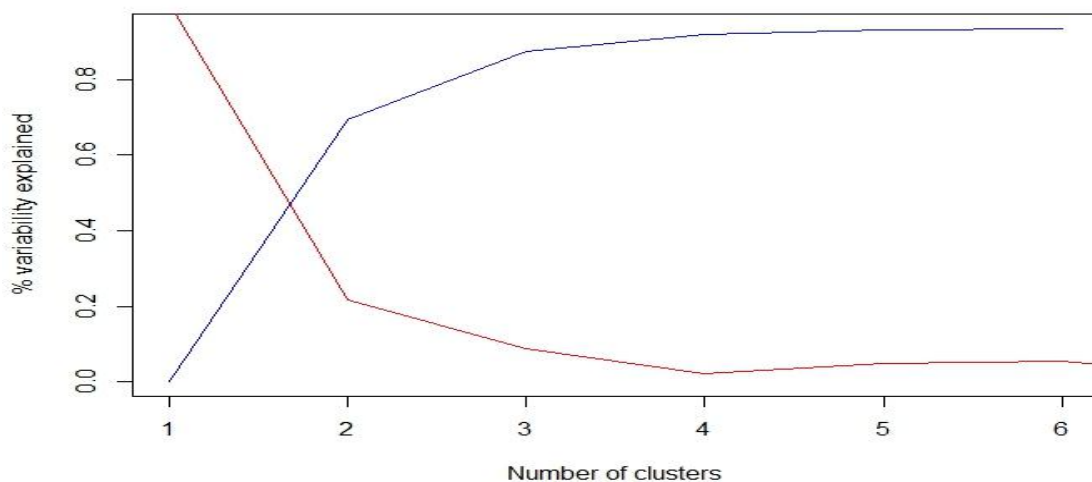
## 6. Cluster analysis 2019

Successivamente abbiamo creato una matrice di distanza fra le unità, tramite la funzione “daisy”. Per la cluster di tipo gerarchico abbiamo usato la funzione “hclust”, e poi chiesto a R il plot relativo, chiamato dendrogramma:



Da questo grafico abbiamo dedotto 4 cluster. Il primo (da sinistra) presenta stati del nord Europa con caratteristiche socio-demografiche simili. Il secondo cluster ha al suo interno stati molto ricchi del centro Europa, oltre che Finlandia e Irlanda, che comunque possono essere pensati simili socio-economicamente al Belgio, Svizzera, Austria etc. Sottolineiamo che il Lussemburgo è stato aggregato per ultimo, e ad un'altezza piuttosto significativa, ciò a dimostrazione che questo stato ha caratteristiche particolari ma con tratti tendenti ai Paesi sopra citati. Il terzo cluster che abbiamo ottenuto contiene stati principalmente mediterranei, ad esclusione della Gran Bretagna. Anche Romania e Serbia potrebbero sorprenderci perché proprio il quarto cluster contiene paesi dell'est Europa (ex Jugoslavia), insieme a Russia e Bielorussia.

La cluster analysis partitiva è stata lanciata da R tramite il comando “kmeans”: La scelta del numero è ricaduta su 4; scelta basata sull'analisi del dendrogramma e dal grafico sottostante, che analizza il contrasto tra la variabilità “tra” i gruppi in blu e la variabilità “entro” i gruppi in rosso, all'aumentare del numero dei cluster.

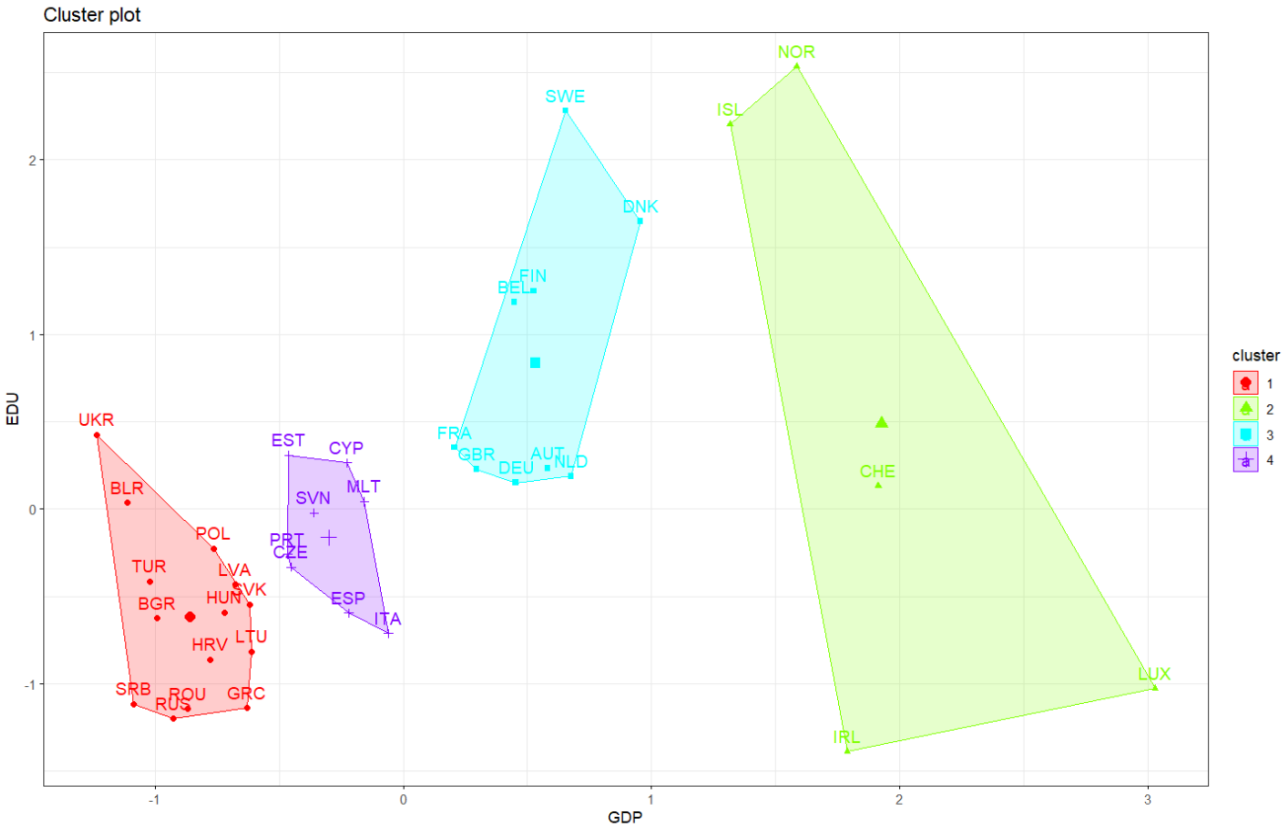




Nella tabella sottostante sono esplicitati i cluster rilasciati dal software, con l’algoritmo partitivo kmeans.

CLUSTER 1	CLUSTER 2	CLUSTER 3	CLUSTER 4
CIPRO	BIELORUSSIA	AUSTRIA	ISLANDA
REPUBBLICA CECA	BULGARIA	BELGIO	IRLANDA
ESTONIA	CROAZIA	DANIMARCA	LUSSEMBURGO
GRECIA	UNGHERIA	FINLANDIA	NORVEGIA
ITALIA	LETTONIA	FRANCIA	SVIZZERA
LITUANIA	POLONIA	GERMANIA	
PORTOGALLO	RUSSIA	OLANDA	
SLOVACCHIA	SERBIA	SVEZIA	
SLOVENIA	TURCHIA	GRAN BRETAGNA	
SPAGNA	ROMANIA		
MALTA	UCRAINA		

Successivamente abbiamo voluto vedere come questi cluster fossero caratterizzati relativamente a due variabili quali il GDP pro capite dello stato (asse delle ascisse) e i relativi investimenti nell’educazione (asse delle ordinate). Si evince come l’Italia, all’interno del suo cluster, “il mediterraneo”, è quella sì con il GDP per capite più alto, ma anche lo Stato con investimenti nell’educazione più basso.



Nel grafico sottostante abbiamo riportato le medie di ogni variabile per ognuno dei quattro cluster, per un’analisi ancora più approfondita.

K-means clustering with 4 clusters of sizes 9, 11, 5, 11

Cluster means:

	GDP	ReS	EDU	CO2	ARA	LAND	SUIC	AD_EDU	NEET	PROF_TAX	REV_TAX
1	48820.37	2.735	5.926	6.367	26.622	13.267	78.080	8.298	14.456	24.007	
2	11559.37	0.893	4.276	5.745	30.694	15.045	76.241	13.402	10.355	18.335	
3	84448.86	2.005	5.519	7.636	8.797	11.820	83.304	6.572	10.880	19.883	
4	25311.80	1.283	4.528	5.690	21.250	11.436	79.868	10.211	12.900	20.684	

Si nota che il cluster 3 (quello in verde nel grafico), è sicuramente quello con gli Stati più ricchi, e sviluppati; infatti, si ha il più alto GDP per capita medio, il più basso tasso medio NEET, alti investimenti in ReS, poche aree coltivabili e molta emissione di CO2; tutto ciò è perfettamente coerente con l'idea preliminare che ci si poteva fare delle Nazioni presenti nel cluster (Svizzera, Irlanda, Norvegia, Lussemburgo, Islanda). Anche il "cluster del centro Europa" (numero 1 in tabella e azzurro nel grafico) contiene Stati molto sviluppati, ma meno rispetto al primo cluster; qui il GDP è circa la metà, 48.820 contro gli 84.448 del cluster verde (numero 3). Vediamo però come in questo cluster c'è addirittura un investimento medio nell'educazione e nella "Ricerca e Sviluppo" più alto. Gli altri due cluster sono piuttosto simili in termini di investimenti in ReS, nell'educazione e nell'emissione di CO2. Ciò che li differenzia è il GDP per capita medio, che nel caso del 4° cluster, quello contenente l'Italia, (viola nel grafico) è più del doppio rispetto a quello del 2° cluster, quello dell'est Europa (rosso nel grafico). In questi ultimi due cluster il tasso di NEET è molto più alto rispetto a quello dei primi due cluster analizzati.

## 7. Modelli probit 2019

Come prima domanda da analizzare attraverso modelli probit, ci siamo chiesti se e come le variabili a nostra disposizione riescano a discriminare Paesi appartenenti all'Unione Europea dagli altri. Perciò per prima cosa abbiamo aggiunto al dataset una nuova variabile nominata "EU" di natura binaria per indicare l'appartenenza all'Unione Europea e successivamente abbiamo provato a specificare vari modelli arrivando alla conclusione che le singole variabili non sono sufficienti per classificare i 36 Stati. Non c'è una specificazione che discrimini alla perfezione gli Stati UE dai non UE ma riportiamo di seguito il miglior modello possibile con 6 regressori con una tabella che indica il numero corretto di previsioni.

```
glm(formula = EU ~ ReS + EDU + SUIC + AD_EDU + NEET + REV_TAX,
     family = binomial(link = "probit"), data = X)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.33276	-0.01762	0.31216	0.62197	1.17123

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	8.88366	7.59242	1.170	0.2420
ReS	0.40057	0.47431	0.845	0.3984
EDU	-1.07018	0.44679	-2.395	0.0166 *
SUIC	-0.07110	0.06422	-1.107	0.2682
AD_EDU	-0.03481	0.07462	-0.466	0.6409
NEET	-0.25677	0.14813	-1.733	0.0830 .
REV_TAX	0.14421	0.07053	2.045	0.0409 *

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

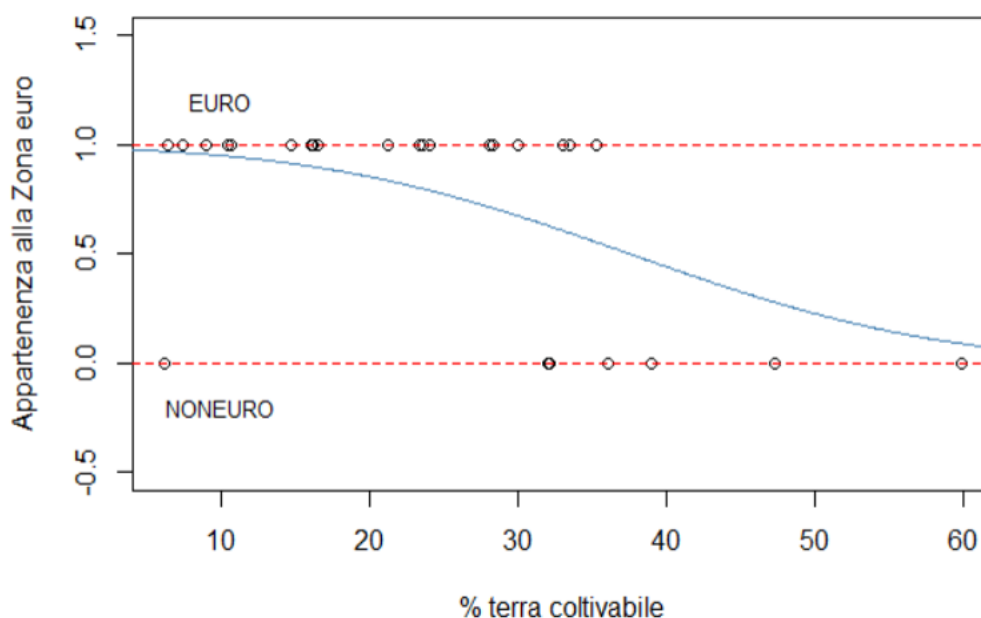
Null deviance: 40.488 on 35 degrees of freedom  
Residual deviance: 25.307 on 29 degrees of freedom  
AIC: 39.307

Number of Fisher Scoring iterations: 8

```
glm.pred  0 1
EU        3 27
NONEU     6 0
```

I coefficienti di un modello probit non sono direttamente interpretabili ma i segni sì. Tra tutti, il risultato più sorprendente è che all'aumentare della spesa in educazione diminuisca la probabilità di far parte dell'Unione Europea. Come si può notare dalla tabella questo modello commette solo 3 errori di classificazione che, osservando le probabilità predette, corrispondono ai casi di Gran Bretagna, Svizzera e Serbia (rispettivamente con valori 0.82, 0.62 e 0.96).

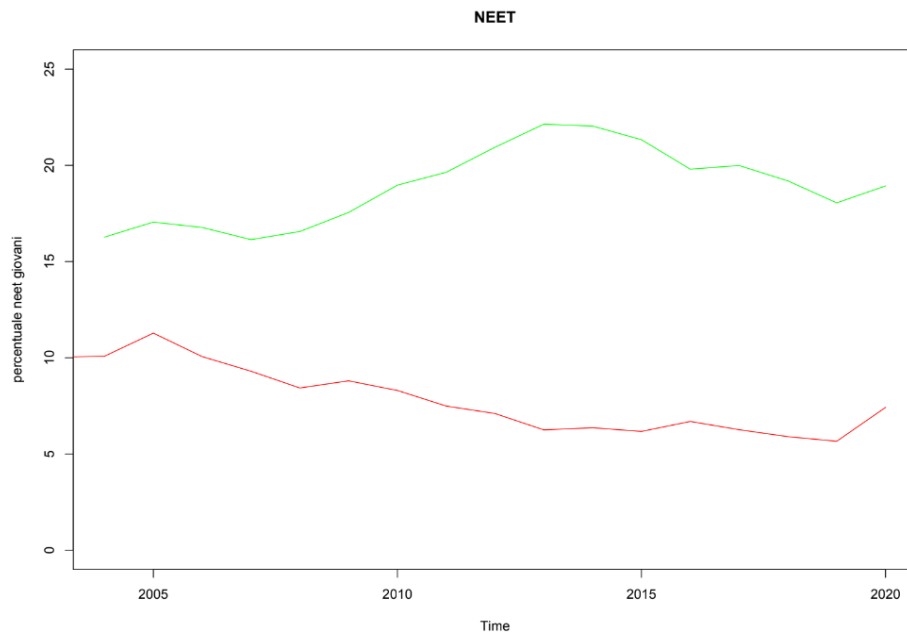
Successivamente, soffermandoci solo sui Paesi dell'Unione Europea (quindi riducendo il nostro dataset a 27 unità statistiche), ci siamo chiesti se le variabili riuscissero a discriminare gli Stati nella Zona euro da quelli che adottano un'altra valuta ma anche qui la situazione europea si è dimostrata molto omogenea e non abbiamo trovato specificazioni che non commettessero errori. Il miglior modello possibile è quello che ha come variabile indipendente ARA LAND (% di terreno coltivabile) con coefficiente negativo (come si può osservare dal grafico). Proprio dal grafico possiamo osservare come tendenzialmente i Paesi UE che non adottano l'euro abbiano una maggiore percentuale di terreno coltivabile che può essere interpretato come una maggiore potenzialità del settore primario e magari anche un maggiore peso relativo nell'economia della Nazione. Ciò potrebbe perciò compromettere la stabilità dei prezzi, requisito necessario per adottare la valuta comunitaria.



Il modello commette 4 errori, classificando Bulgaria, Repubblica Ceca, Estonia e Polonia tra gli Stati che adottano l'euro (rispettivamente con valori 0.63, 0.63, 0.9 e 0.53).

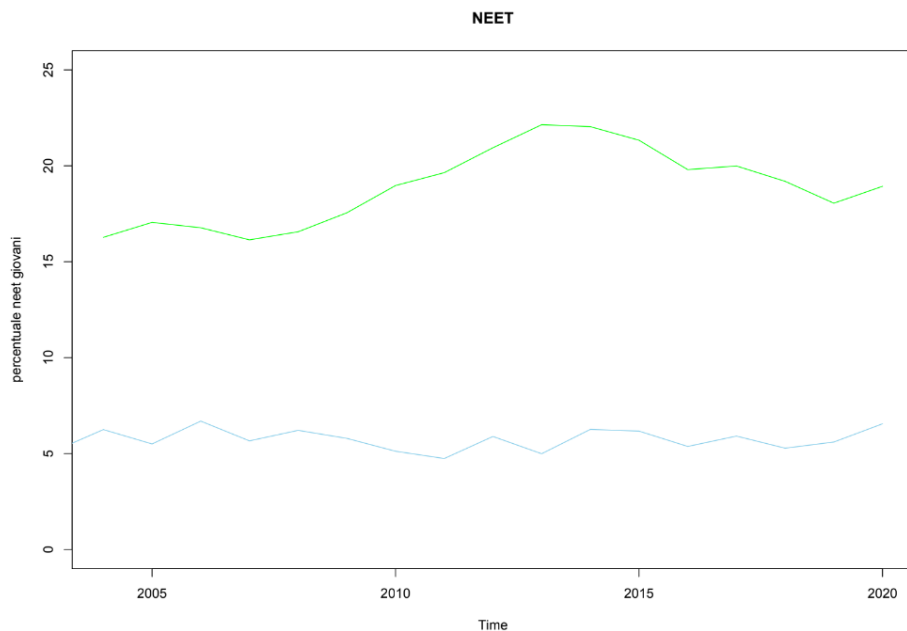
## 8. Analisi serie storiche NEET e ReS dell'Italia con altri Stati UE

### NEET Italia e Germania



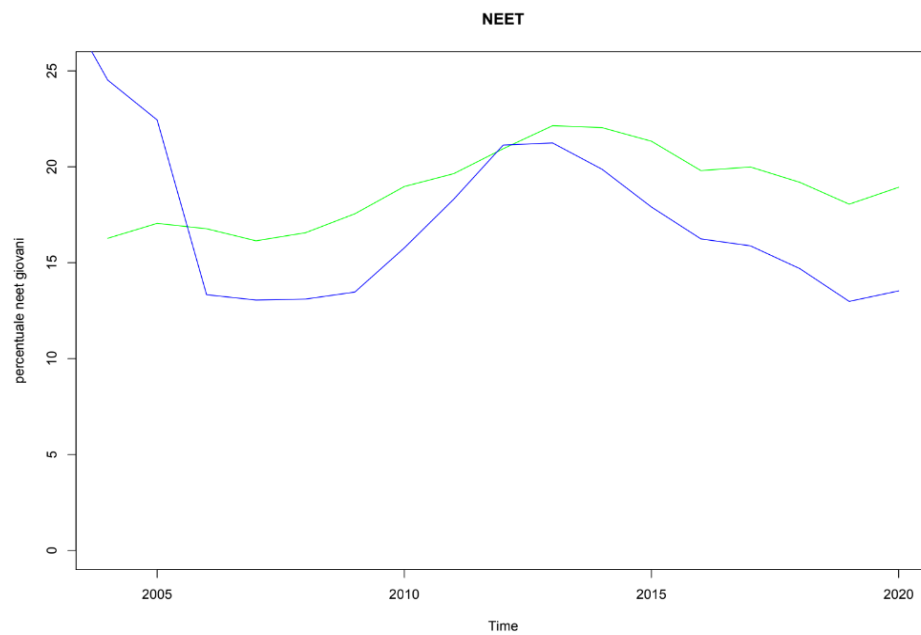
Come si evince dal grafico entrambe le proporzioni mantenevano una differenza quasi costante nei primi anni, mentre a partire dal 2007, dove la percentuale di NEET giovanile in Germania iniziò a diminuire mantenendo un trend negativo fino al 2019, in Italia la percentuale iniziò ad aumentare in concomitanza della crisi del 2008 fino a circa il 2013, dove poi anche l'Italia presenta un trend negativo, anch'essa fino al 2019. Sia in Italia che in Germania è presente un aumento nel 2020 a causa dei lockdown in risposta alla diffusione del COVID-19.

### NEET Italia e Lussemburgo



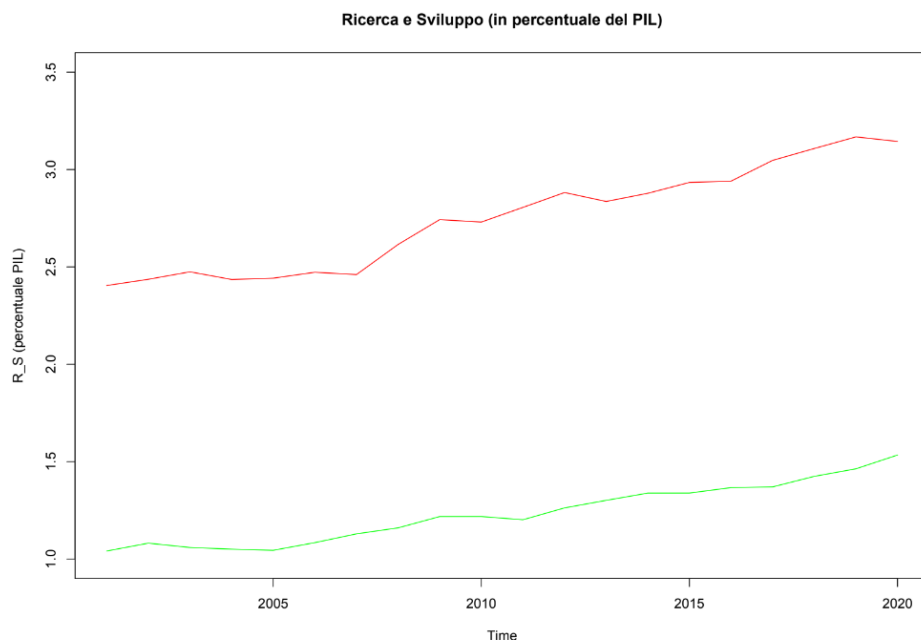
Rispetto al Lussemburgo, l'Italia presenta quasi sempre un tasso tre volte maggiore, mentre nell'arco temporale tra il 2012 e il 2017 presenta un tasso circa quattro volte superiore. Il Lussemburgo, come la Germania, presenta un aumento nel 2020 rispetto al 2019 a causa dei lockdown in risposta alla diffusione del COVID-19.

## NEET Italia e Grecia



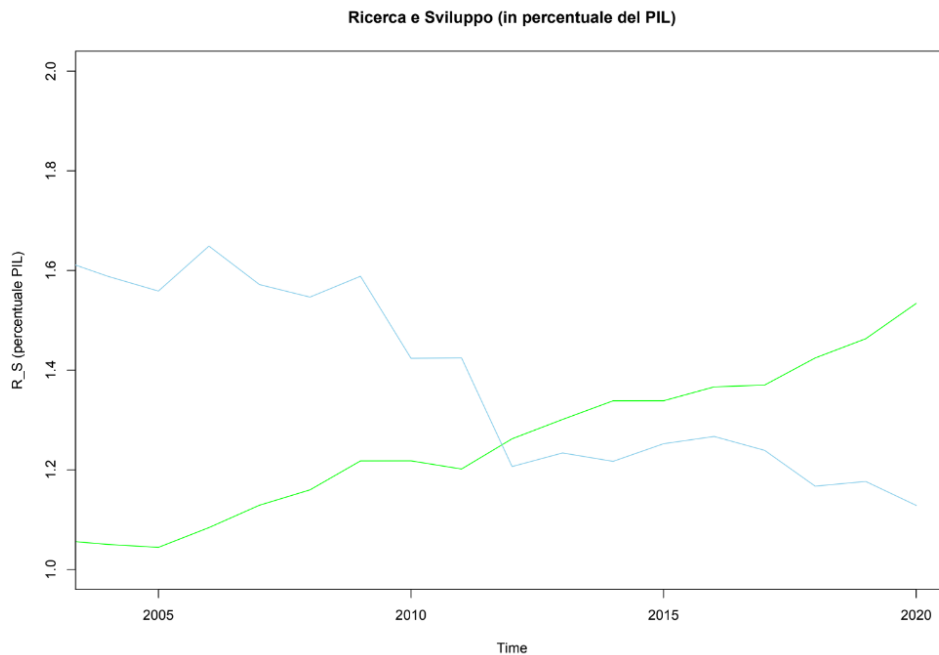
In questo confronto si nota subito come la proporzione di NEET giovanile in Grecia era maggiore rispetto a quella Italiana, anche se subito nel 2006, la proporzione della Grecia era diventata inferiore a quella dell'Italia, però con la crisi del 2008 anche la Grecia presenta un trend positivo e addirittura maggiore rispetto a quello Italiano, per poi tornare in calo dal 2013 fino al 2019. Come anche la Germania e il Lussemburgo, la Grecia presenta un aumento nel 2020 rispetto al 2019, anch'essa a causa dei lockdown in risposta alla diffusione del COVID-19.

## ReS Italia e Germania



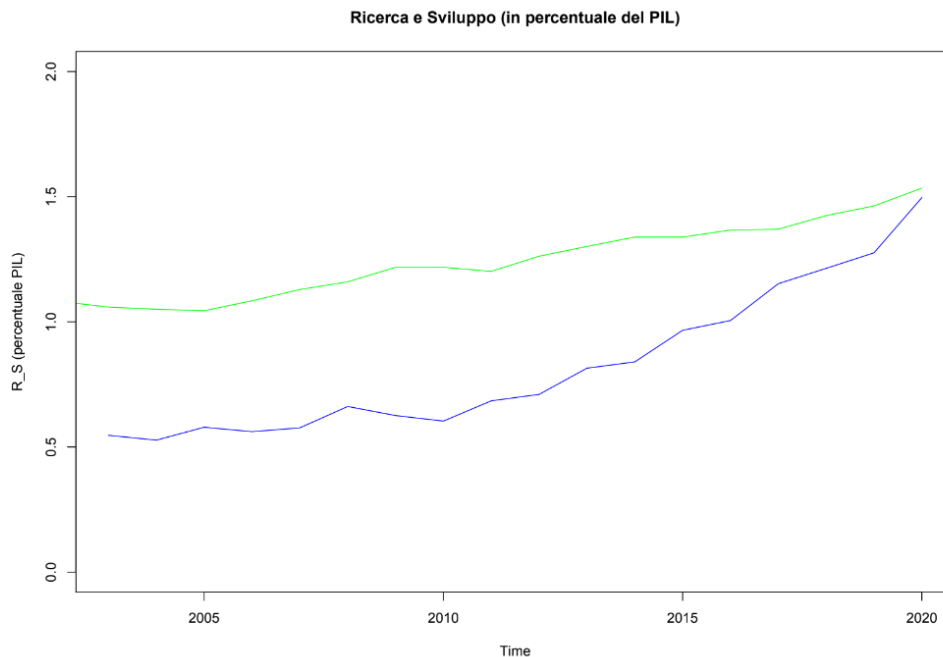
È chiaramente visibile analizzando le due serie storiche quanto siano differenti le spese in Ricerca e Sviluppo dell'Italia in confronto alla Germania. Si può osservare infatti come quest'ultima abbia utilizzato in media sempre più di un punto percentuale in Ricerca e Sviluppo rispetto all'Italia.

## ReS Italia e Lussemburgo



Osservando il grafico risulta evidente che il Lussemburgo presenta una curva di Ricerca e Sviluppo (in percentuale del PIL) con pendenza negativa. Esso, dunque, a partire dal 2000 mostra una tendenza opposta a quella dell'Italia che, come si è già detto, cresce costantemente. Precisamente l'Italia passa da 1 a 1.5%, invece il Lussemburgo riduce di 0.5% la sua spesa per Ricerca e Sviluppo.

## ReS Italia e Grecia



Dal grafico si può osservare una crescita di entrambe le Nazioni. Mentre da un lato l'Italia presenta una crescita costante, dall'altro La Grecia in seguito alla crisi del 2008 ha avuto una crescita più rapida per quanto riguarda la Ricerca e lo Sviluppo. In generale entrambi gli stati al termine del 2020 hanno impiegato quasi l'1,5% del proprio PIL in Innovazione.

**Tesina di Barone Alessandro, Cognigni Riccardo, El Mahi Othman, Graziani Tommaso, Pierdomenico Paolo e Sanese Luca.**