Analiza tematyczna danych SSES z pakietem Rrepest

Ocena związku płci, miejsca badania i kohorty wiekowej z samokontrolą i empatią oraz związku SES z wysokim poziomem empatii. W poradniku wykorzystano statystyki opisowe oraz analizy regresji liniowej i logistycznej.

Jan Szczypiński

2025-10-02

Spis treści

[1 Wprowadzenie 1](#_Toc210303289)

[2 Przygotowanie środowiska 1](#_Toc210303290)

[3 Pobieranie i wczytywanie danych 2](#_Toc210303291)

[4 Manipulacja danymi przy użyciu dplyr 2](#_Toc210303292)

[5 Różnice w samokontroli między miejscami badania i płciami 3](#_Toc210303293)

[6 Czy samokontrola różni się między kohortami wiekowymi? 5](#_Toc210303294)

[7 SES jako predyktor wysokiej empatii 9](#_Toc210303295)

[8 Podsumowanie 12](#_Toc210303296)

## 1 Wprowadzenie

Ten dokument prezentuje przygotowanie i analizę danych z badania SSES przeprowadzonego w 2019 roku (Survey on Social and Emotional Skills Round 2) przy użyciu języka R. SSES 2019 była drugą edycją międzynarodowego badania edukacyjnego mającego na celu ocenę umiejętności społecznych i emocjonalnych uczniów w wieku 10 i 15 lat.  
Przedstawiona tutaj analiza koncentruje się na różnicach związanych z płcią, miejscem badania i kohortą wiekową w zakresie samokontroli oraz na związku między statusem socjoekonomicznym (SES) a wysoką empatią.  
Będziemy używać bazy danych uczniów (students dataset), koncentrując się na następujących miejscach badania: Bogota, Helsinki i Moskwa.

## 2 Przygotowanie środowiska

Najpierw załadujemy wymagane pakiety i przygotujemy nasze środowisko pracy

library(haven) # do wczytywania plików .dta Stata  
library(dplyr) # do manipulacji danymi  
library(tidyr) # do przekształcania danych  
library(labelled) # do usuwania etykiet zmiennych  
library(Rrepest) # do złożonych analiz badań międzynarodowych  
library(knitr) # do tworzenia ładnych tabel html  
library(ggplot2) # do wizualizacji danych  
  
# Ustaw ścieżkę do katalogu z danymi  
data\_path <- "data/SSES/"  
  
# Ustaw wektor z nazwami kolumn zawierających wagi replikacyjne  
weights\_vec <- paste0("rwgt", 1:76)

## 3 Pobieranie i wczytywanie danych

|  |
| --- |
| Pobieranie danych |
| Dane można pobrać z [publicznego repozytorium danych SSES 2019](https://www.oecd.org/en/data/datasets/SSES-Round-1-Database.html). Musisz pobrać plik INT\_01\_ST\_(2021.04.14)\_Public.dta (format danych Stata) z publicznego repozytorium danych SSES 2019 i umieścić go w wybranym katalogu. Plik .sav (format danych SPSS) jest dostępny, ale w zbiorze danych uczniów w formacie .sav brakuje jednej wagi replikacji (rwgt9), więc nie możemy przeprowadzić analizy z jego użyciem. |

Zmienne, na których się skupimy to:

* Gender\_Std - płeć ucznia (1 = kobieta, 2 = mężczyzna)
* CohortID - kohorta uczniów (1 = 10 lat, 2 = 15 lat)
* SiteID- numer identyfikacyjny miejsca badania
* SES - wskaźnik statusu społeczno-ekonomicznego
* SEL\_WLE\_ADJ - wynik samokontroli
* EMP\_WLE\_ADJ - wynik empatii

Wczytamy surowe pliki danych i wybierzemy tylko zmienne potrzebne do analizy:

# Wczytaj surowe dane   
student\_data <- read\_dta(paste0(data\_path, "INT\_01\_ST\_(2021.04.14)\_Public.dta"))  
  
# Zdefiniuj zmienne do zachowania   
student\_vars <- c("Username\_Std", "Username\_TC", "SiteID", "Gender\_Std", "CohortID",  
 "SEL\_WLE\_ADJ", "EMP\_WLE\_ADJ", "SES", weights\_vec, "WT2019")

## 4 Manipulacja danymi przy użyciu dplyr

Pakiet dplyr używa funkcji połączonych za pomocą operatora pipe (%>%).

|  |
| --- |
| Więcej o operatorze pipe można przeczytać tutaj: |
| [Dokumentacja funkcji pipe](https://magrittr.tidyverse.org/reference/pipe.html) [Rozdział “Pipes” w “R for Data Science”](https://r4ds.had.co.nz/pipes.html) |

# Wybierz tylko mężczyzn i kobiety  
sses\_data <- student\_data %>%  
 filter(Gender\_Std %in% c(1,2))  
  
# Wybierz kolumny (zmienne) potrzebne do analizy  
sses\_data <- sses\_data %>%  
 select(all\_of(student\_vars))  
  
# Wybierz tylko 3 miejsca i przekształć zmienne  
sses\_data <- sses\_data %>%  
 filter(SiteID %in% c("01", "03", "07")) %>% # Wybierz Bogotę, Helsinki i Moskwę  
 mutate(  
 # Utwórz zmienną z nazwami miejsc badania zamiast identyfikatorów  
 SiteName = case\_when(  
 SiteID == "01" ~ "Bogota",  
 SiteID == "03" ~ "Helsinki",  
 SiteID == "07" ~ "Moscow"  
 ),  
 # Zmień Gender na zmienną nominalną   
 Gender\_Std = if\_else(Gender\_Std == 1, 0, 1),  
 Gender = if\_else(Gender\_Std == 0, "Female", "Male"),  
 CohortID = if\_else(CohortID == 1, 0, 1),  
 Cohort\_name = if\_else(CohortID == 0, "10 lat", "15 lat")  
 )  
  
# Usuń etykiety   
sses\_data <- remove\_labels(sses\_data)

Mamy zbiór danych gotowy do analizy. Przejdźmy dalej.

## 5 Różnice w samokontroli między miejscami badania i płciami

W tej części porównamy średnie i odchylenia standardowe wyniku samokontroli (SEL\_WLE\_ADJ) według miejsca badania i płci.

Poniżej znajduje się opis użycia funkcji Rrepest() z pakietu Rrepest:

**Opis często używanych argumentów Rrepest():**

* argument svy określa projekt badania
* argument by pozwala na grupowanie według wielu zmiennych
* argument est określa statystyki do obliczenia (np. średnia, odchylenie standardowe);
* argument target określa zmienną, dla której obliczane są statystyki (np. SEL\_WLE\_ADJ dla samokontroli)

|  |
| --- |
| Adnotacja |
| Więcej informacji o pakiecie Rrepest można znaleźć [w naszym tutorialu](https://ibe.edu.pl/pl/dane/instrukcje/). |

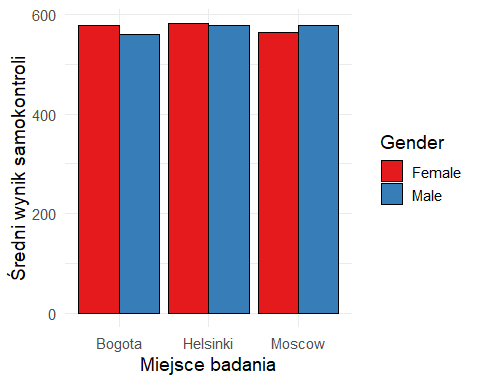
**Średnia i odchylenie standardowe samokontroli według miejsca badania i płci**

# oblicz statystyki opisowe  
desc\_results <- Rrepest(sses\_data,  
 svy = "SSES",  
 by = c("SiteName", "Gender"),  
 est = est(c("mean", "std"), target = "SEL\_WLE\_ADJ")  
)  
  
# wyświetl tabelę  
kable(desc\_results,  
 digits = 2,   
 col.names = c("Site", "Gender", "Mean", "Mean s.e.", "SD", "SD s.e."),  
 align = c("l", "l", "r", "r", "r", "r")  
 )

| Site | Gender | Mean | Mean s.e. | SD | SD s.e. |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Bogota | Female | 578.07 | 1.50 | 90.11 | 2.25 |
| Bogota | Male | 559.93 | 1.88 | 85.02 | 1.85 |
| Helsinki | Female | 581.43 | 2.00 | 94.14 | 2.40 |
| Helsinki | Male | 578.30 | 2.09 | 92.61 | 1.74 |
| Moscow | Female | 564.53 | 1.68 | 89.00 | 1.57 |
| Moscow | Male | 577.64 | 1.66 | 93.39 | 1.67 |

Możemy również przedstawić wyniki na wykresie słupkowym:

# wykres słupkowy  
desc\_results %>%  
 ggplot(aes(x = SiteName, y = b.mean.sel\_wle\_adj, fill = Gender)) +  
 geom\_bar(stat="identity", color="black", position=position\_dodge()) +   
 scale\_fill\_brewer(palette="Set1") +  
 xlab("Miejsce badania") +  
 ylab("Średni wynik samokontroli") +  
 theme\_minimal(base\_size = 14)



|  |
| --- |
| Interpretacja |
| W Bogocie i Helsinkach średni wynik samokontroli był wyższy dla dziewcząt (Bogota - 578, Helsinki - 581) niż dla chłopców (Bogota - 560, Helsinki - 578). W Moskwie sytuacja jest odwrotna - chłopcy uzyskali wyższy wynik (578) niż dziewczęta (565). |

## 

## 6 Czy samokontrola różni się między kohortami wiekowymi?

Na to pytanie odpowiemy używając regresji liniowej, z samokontrolą jako zmienną zależną i kohortą wiekową (10 vs 15 lat) jako predyktorem.

**Używając Rrepest:**

* Wykonamy ważoną regresję liniową
* Wyodrębnimy i sformatujemy współczynniki regresji, błędy standardowe i statystyki R-kwadrat
* W celu testowania hipotez obliczymy statystyki t ręcznie

|  |
| --- |
| Testowanie istotności statystycznej |
| Aby określić, czy predyktor jest istotny statystycznie, powinniśmy oprzeć się na wartościach t w tabeli regresji. Wartości t większe niż 1,96 (w wartości bezwzględnej) wskazują, że predyktor jest statystycznie istotny na poziomie istotności 0,05.  Alternatywnie możemy obliczyć wartość p z wartości t używając następującego wzoru: p-value = 2 \* (1 - pt(abs(t-value), df)) gdzie df (stopnie swobody) to liczba wag replikacyjnych minus liczba parametrów do oszacowania.  Aby obliczyć statystykę t dla tabeli regresji, musimy ustawić liczbę stopni swobody. Stopnie swobody są równe liczbie wag replikacyjnych minus liczba oszacowanych parametrów. W obu analizach regresji mamy dwa parametry: stałą i 1 predyktor (kohorta wiekowa). |

n\_dfs <- 76 - 2

**Uruchom model regresji liniowej**

lm\_results <- Rrepest(data = sses\_data,  
 svy = "SSES",   
 by = "SiteName",  
 est = est("lm",   
 target = "SEL\_WLE\_ADJ",   
 regressor = 'CohortID'))

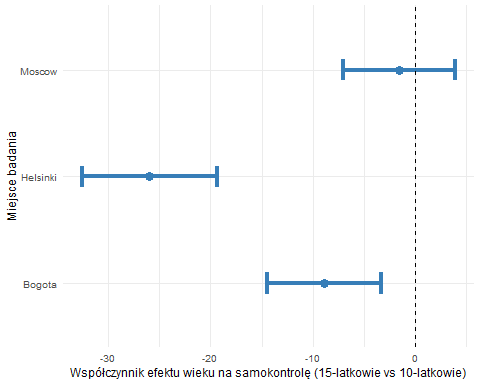
**Następnie utworzymy sformatowaną tabelę regresji używając dplyr i tidyr:**

# przekształć tabelę wyników  
lm\_reshaped <- lm\_results %>%  
 pivot\_longer(  
 cols = -SiteName,  
 names\_to = c("stat\_type", "parameter"),  
 names\_pattern = "^(b\\.|se\\.)reg\_sel\_wle\_adj\\.(.+)$",  
 values\_to = "value"  
 ) %>%  
 mutate(  
 stat\_type = case\_when(  
 stat\_type == "b." ~ "Estimate",  
 stat\_type == "se." ~ "SE"  
 ),  
 parameter = case\_when(  
 parameter == "intercept" ~ "Intercept",  
 parameter == "cohortid" ~ "Cohort age",  
 parameter == "rsqr" ~ "R²"  
 )  
 ) %>%  
 pivot\_wider(  
 names\_from = stat\_type,  
 values\_from = value  
 ) %>%  
 select(SiteName, parameter, Estimate, SE) %>%  
 mutate(  
 t\_value = Estimate / SE,  
 conf.low = Estimate - 1.96 \* SE,  
 conf.high = Estimate + 1.96 \* SE,  
 p\_value = 2 \* pt(abs(t\_value), n\_dfs, lower.tail = FALSE),  
 p\_value = ifelse(p\_value < 0.001, "<0.001", format(round(p\_value, 3), digits = 3, nsmall = 3))  
 )  
   
# przekształć dla wykresu  
lm\_for\_plot <- lm\_reshaped %>%  
 filter(parameter == "Cohort age") %>%  
 select(SiteName, Estimate, SE, conf.low, conf.high) %>%  
 mutate(  
 color = ifelse(Estimate < 0, "#377EB8", "#E41A1C")  
 )  
# przekształć dla tabeli html  
lm\_reshaped <- lm\_reshaped %>%  
 mutate(  
 SiteName = ifelse(duplicated(SiteName), "", SiteName),  
 conf.low = ifelse(conf.low > -0.01 & conf.low < 0, "<0", format(round(conf.low, 2), digits = 2, nsmall = 2)),  
 conf.high = ifelse(conf.high < 0.01, "<0.01", format(round(conf.high, 2), digits = 2, nsmall = 2))  
 )  
   
# wyświetl tabelę  
kable(lm\_reshaped,  
 digits = 2,  
 col.names = c("Site", "Parameter", "Estimate", "Std. Error", "t value", "lower CI", "upper CI", "p-value"),  
 align = c("l", "l", "r", "r", "r", "r", "r", "r")  
  
)

| Site | Parameter | Estimate | Std. Error | t value | lower CI | upper CI | p-value |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Bogota | Intercept | 573.56 | 1.89 | 304.13 | 569.86 | 577.25 | <0.001 |
|  | Cohort age | -8.87 | 2.86 | -3.10 | -14.47 | <0.01 | 0.003 |
|  | R² | 0.00 | 0.00 | 1.58 | <0 | <0.01 | 0.119 |
| Helsinki | Intercept | 591.82 | 2.84 | 208.39 | 586.26 | 597.39 | <0.001 |
|  | Cohort age | -25.98 | 3.38 | -7.69 | -32.60 | <0.01 | <0.001 |
|  | R² | 0.02 | 0.00 | 4.05 | 0.01 | 0.03 | <0.001 |
| Moscow | Intercept | 571.95 | 2.07 | 275.76 | 567.89 | 576.02 | <0.001 |
|  | Cohort age | -1.55 | 2.78 | -0.56 | -7.00 | 3.90 | 0.579 |
|  | R² | 0.00 | 0.00 | 0.27 | <0 | <0.01 | 0.786 |

Poniżej znajduje się wykres pokazujący wartości współczynników modelu regresji i 95% przedziały ufności dla związku kohorty wiekowej z samokontrolą według miejsca przeprowadzenia badania.  
Wszystkie współczynniki są ujemne, więc użyto koloru niebieskiego.  
Można zobaczyć, że dla Bogoty i Helsinek przedziały ufności nie zawierają zera, więc efekt kohorty wiekowej w tych dwóch miastach jest istotny.  
Dla Moskwy przedział ufności przecina zero, więc efekt nie jest istotny.

# wykres oszacowań regresji liniowej  
lm\_for\_plot %>%  
 ggplot(aes(Estimate, SiteName)) +  
 geom\_point(aes(colour = color), size = 3) +  
 geom\_errorbarh(aes(xmin = conf.low, xmax = conf.high, colour = color), linewidth = 1.5, height = 0.2) +   
 geom\_vline(xintercept = 0, lty = 2) +  
 labs(  
 x = "Współczynnik efektu wieku na samokontrolę (15-latkowie vs 10-latkowie)",  
 y = "Miejsce badania"  
 ) +  
 scale\_colour\_manual(values = unique(as.character(lm\_for\_plot[["color"]]))) +  
 theme\_minimal(base\_size = 9) +  
 theme(legend.position = "none")



|  |
| --- |
| Interpretacja |
| Wyniki pokazują, że kohorta wiekowa uczniów (15-latkowie vs 10-latkowie) jest istotnym predyktorem samokontroli w Bogocie i Helsinkach, ale nie w Moskwie. Młodsza kohorta uzyskała wyższy wynik samokontroli w tych dwóch miastach. Jednocześnie wartości R-kwadrat wskazują, że tylko model dla Helsinek wyjaśnia znaczącą część wariancji w wynikach samokontroli (R-kwadrat = 0,02, wartość p < 0,001). |

## 7 SES jako predyktor wysokiej empatii

W tej części wykorzystamy regresję logistyczną, aby zbadać, czy status społeczno-ekonomiczny (SES) przewiduje wysoką empatię (EMP\_WLE\_ADJ). Zdefiniujemy wysoką empatię jako wynik powyżej 90. percentyla rozkładu wyników empatii.

**Utworzenie zmiennej nominalnej dla wysokiej empatii i przeprowadzenie regresji logistycznej**

# Obliczenie 90. percentyla wyniku empatii   
emp\_90 <- quantile(sses\_data$EMP\_WLE\_ADJ, 0.9, na.rm = TRUE)  
  
# Utworzenie zmiennej norminalnej dla wysokiej empatii  
sses\_data[["emp\_90\_bin"]] <- ifelse(sses\_data[["EMP\_WLE\_ADJ"]] < emp\_90, 0, 1)  
  
# Uruchomienie regresji logistycznej  
log\_results <- Rrepest(  
 data = sses\_data,  
 svy = "SSES",  
 est = est("log",   
 target = 'emp\_90\_bin',  
 regressor = "SES"),  
 by = "SiteName"   
)

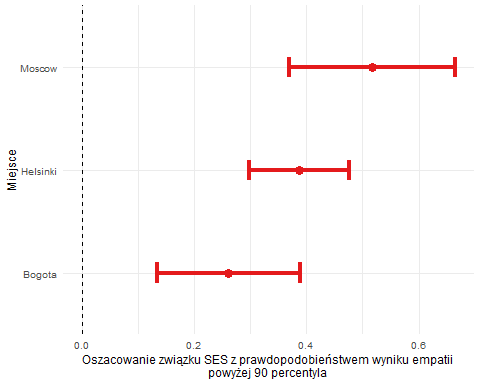
Tak samo jak wcześniej, utworzymy sformatowaną tabelę regresji używając dplyr i tidyr:

# przekształć tabelę wyników  
log\_reshaped <- log\_results %>%  
 pivot\_longer(  
 cols = -SiteName,  
 names\_to = c("stat\_type", "parameter"),  
 names\_pattern = "^(b\\.|se\\.)log\_emp\_90\_bin\\.(.+)$",  
 values\_to = "value"  
 ) %>%  
 mutate(  
 stat\_type = case\_when(  
 stat\_type == "b." ~ "Estimate",  
 stat\_type == "se." ~ "SE"  
 ),  
 parameter = case\_when(  
 parameter == "intercept" ~ "Intercept",  
 parameter == "ses" ~ "SES"  
 )  
 ) %>%  
 pivot\_wider(  
 names\_from = stat\_type,  
 values\_from = value  
 ) %>%  
 select(SiteName, parameter, Estimate, SE) %>%  
 mutate(  
 t\_value = Estimate / SE,  
 conf.low = Estimate - 1.96 \* SE,  
 conf.high = Estimate + 1.96 \* SE,  
 p\_value = 2 \* pt(abs(t\_value), n\_dfs, lower.tail = FALSE),  
 p\_value = ifelse(p\_value < 0.001, "<0.001", round(p\_value, 3))  
 )  
  
# przekształć dla wykresu  
log\_for\_plot <- log\_reshaped %>%  
 filter(parameter == "SES") %>%  
 select(SiteName, Estimate, SE, conf.low, conf.high) %>%  
 mutate(  
 color = ifelse(Estimate < 0, "#377EB8", "#E41A1C")  
 )  
  
# przekształć dla tabeli html  
log\_reshaped <- log\_reshaped %>%  
 mutate(  
 SiteName = ifelse(duplicated(SiteName), "", SiteName)  
 )  
  
# plot html table  
kable(log\_reshaped,  
 digits = 2,  
 col.names = c("Site", "Parameter", "Estimate", "Std. Error", "t value", "lower CI", "upper CI", "p-value"),  
 align = c("l", "l", "r", "r", "r", "r", "r", "r")  
)

| Site | Parameter | Estimate | Std. Error | t value | lower CI | upper CI | p-value |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Bogota | Intercept | -2.39 | 0.09 | -26.29 | -2.57 | -2.21 | <0.001 |
|  | SES | 0.26 | 0.06 | 4.03 | 0.13 | 0.39 | <0.001 |
| Helsinki | Intercept | -2.46 | 0.04 | -56.73 | -2.54 | -2.37 | <0.001 |
|  | SES | 0.39 | 0.05 | 8.52 | 0.30 | 0.48 | <0.001 |
| Moscow | Intercept | -2.47 | 0.08 | -30.98 | -2.63 | -2.32 | <0.001 |
|  | SES | 0.52 | 0.08 | 6.88 | 0.37 | 0.66 | <0.001 |

Podobnie jak wcześniej, stworzymy wykres pokazujący ilorazy szans i 95% przedziały ufności dla związku SES z wysoką empatią według miejsca badań. Żadne z oszacowań nie przecina zera, więc efekt jest istotny we wszystkich miastach. Wszystkie oszacowania są dodatnie, więc zastosowano kolor czerwony.

# wykres oszacowań regresji logistycznej  
log\_for\_plot %>%  
 ggplot(aes(Estimate, SiteName)) +  
 geom\_point(aes(colour = color), size = 3) +  
 geom\_errorbarh(aes(xmin = conf.low, xmax = conf.high, colour = color), linewidth = 1.5, height = 0.2) +   
 geom\_vline(xintercept = 0, lty = 2) +  
 labs(  
 x = "Oszacowanie związku SES z prawdopodobieństwem wyniku empatii\npowyżej 90 percentyla",  
 y = "Miejsce"  
 ) +  
 scale\_colour\_manual(values = unique(as.character(log\_for\_plot[["color"]]))) +  
 theme\_minimal(base\_size = 9) +  
 theme(legend.position = "none")



|  |
| --- |
| Interpretacja |
| W tym przypadku SES był istotnym predyktorem wysokiej empatii (powyżej 90. percentyla) we wszystkich miejscach badań. Ilorazy szans wskazują, że dla każdej jednostki wzrostu SES, szansa posiadania wysokiej empatii wzrasta około 1,30 do 1,68 razy, w zależności od miasta. |

## 8 Podsumowanie

W tym dokumencie przedstawiliśmy, jak przygotować i analizować dane SSES 2019 przy użyciu R i pakietu Rrepest. Omówiliśmy wczytywanie danych, manipulację z użyciem dplyr oraz przeprowadzanie statystyk opisowych i analiz regresji z uwzględnieniem złożonej struktury edukacyjnego badania międzynarodowego. Wyniki dostarczyły wglądu w różnice w samokontroli według miejsca badania, płci i kohorty wiekowej, a także w związek między statusem społeczno-ekonomicznym a wysoką empatią.