

Análisis de datos

Taller Introducción a Quarto y Github

Equipo EDUMER

2025-01-24

1 Presentación

Este documento de ejemplo presenta el código empleado para un análisis de datos en el marco del taller de Introducción a Quarto y Github por parte del equipo del [Proyecto Fondecyt EDUMER](#). El objetivo del análisis es evaluar un modelo de medición sobre percepciones y preferencias sobre meritocracia. El conjunto de datos utilizado, `db_long_proc.RData`, proviene de una fuente que fue procesada previamente.

2 Librerías

En primer lugar, cargamos las librerías necesarias. En este caso, utilizamos `pacman::p_load` para cargar y llamar a las librerías en un solo movimiento.

```
if (! require("pacman")) install.packages("pacman")

pacman::p_load(tidyverse,
               sjmisc,
               lavaan,
               psych,
               corrplot,
               ggdist,
               patchwork,
               sjlabelled,
               semTools,
```

```

      gtools,
      RColorBrewer,
      skimr)

options(scipen=999)
rm(list = ls())

```

3 Datos

Segundo, cargamos nuestra base de datos previamente procesada llamada `db_proc.RData` que se encuentra alojada en la ruta: `output > data`.

```

load(file = "../output/data/db_proc.RData")

glimpse(db_proc)

```

```

Rows: 839
Columns: 15
$ id_estudiante    <dbl> 191617388, 191617613, 191647334, 191647407, 19164740~
$ ola              <fct> 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1~
$ curse_level      <fct> Básica, Media, Básica, Básica, Básica, Básica, Básic~
$ perc_effort      <dbl> 3, 3, 4, 3, 4, 3, 3, 2, 3, 3, 3, 4, 4, 4, 3, 3, 3, 3~
$ perc_talent      <dbl> 3, 3, 4, 4, 4, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3~
$ perc_rich_parents <dbl> 2, 4, 2, 4, 3, 2, 4, 4, 4, 4, 4, 2, 4, 2, 4, 2, 3, 3~
$ perc_contact     <dbl> 3, 4, 3, 4, 2, 2, 4, 3, 4, 3, 3, 3, 4, 4, 3, 4, 4, 2~
$ pref_effort      <dbl> 4, 4, 3, 4, 3, 3, 4, 4, 4, 4, 4, 3, 4, 3, 2, 4, 3, 3~
$ pref_talent      <dbl> 3, 3, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 4, 3, 3, 2, 3, 1, 3, 2, 3, 3~
$ pref_rich_parents <dbl> 2, 4, 2, 2, 3, 2, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 3, 3, 3, 2, 3, 3~
$ pref_contact     <dbl> 3, 4, 2, 3, 2, 3, 2, 3, 2, 3, 3, 3, 3, 4, 3, 3, 3, 4~
$ just_educ        <dbl> 3, 3, 2, 1, 1, 1, 3, 4, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 4, 3, 3, 2~
$ just_health      <dbl> 3, 2, 2, 1, 1, 1, 3, 4, 2, 2, 1, 1, 2, 1, 3, 1, 3, 2~
$ just_pension     <dbl> 2, 2, 4, 1, 3, 1, 2, 4, 1, 3, 2, 3, 3, 1, 3, 1, 3, 2~
$ mjp              <dbl> 2.666667, 2.333333, 2.666667, 1.000000, 1.666667, 1.~

```

Contamos con 839 casos o filas y con 15 variables o columnas.

4 Análisis

En esta sección se muestran los análisis estadísticos. Primero, se realizan análisis descriptivos uni y bivariados. Luego, se hace un análisis factorial confirmatorio (CFA) (Brown, 2015) para ajustar un modelo de medición sobre percepciones y preferencias sobre meritocracia y no meritocracia propuesto por Castillo et al. (2023).

Los siguientes criterios de ajuste, tomados de Brown (2015) y Kline (2023), orientan la evaluación de la adecuación del modelo:

- Chi-square: $p > 0.05$
- Chi-square ratio (χ^2/df): < 3
- Comparative Fit Index (CFI): > 0.95
- Tucker–Lewis Index (TLI): > 0.95
- Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA): < 0.06
- Standardized Root Mean Square Residual (SRMR): < 0.08
- Akaike Information Criterion (AIC): no fixed cutoff; lower values indicate better fit.

4.1 Descriptivos

4.1.1 Univariados

Los estadísticos descriptivos para las variables de interés se muestran en la Table 1.

```
t1 <- db_proc %>%
  select(-c(1:3)) %>%
  skim() %>%
  yank("numeric") %>%
  as_tibble() %>%
  mutate(range = paste0("(", p0, "-", p100, ")")) %>%
  mutate_if(.predicate = is.numeric, .funs = ~ round(., 2)) %>%
  select("Variable" = skim_variable, "Mean" = mean, "SD" = sd, "Range" = range, "Histogram")

t1 %>%
  kableExtra::kable(format = "markdown")
```

Table 1: Estadísticos descriptivos

Variable	Mean	SD	Range	Histogram
perc_effort	2.76	0.77	(1-4)	
perc_talent	2.84	0.76	(1-4)	
perc_rich_parents	3.02	0.95	(1-4)	
perc_contact	3.06	0.85	(1-4)	
pref_effort	3.38	0.79	(1-4)	
pref_talent	2.63	0.84	(1-4)	
pref_rich_parents	2.54	0.78	(1-4)	
pref_contact	2.66	0.81	(1-4)	
just_educ	2.28	0.89	(1-4)	
just_health	2.00	0.94	(1-4)	
just_pension	2.05	0.87	(1-4)	
mjp	2.11	0.75	(1-4)	

En la Figure 1 se muestra la distribución de las respuestas para los items de percepciones y preferencias meritocráticas y no meritocráticas.

```
theme_set(theme_ggdist())
colors <- RColorBrewer::brewer.pal(n = 4, name = "RdBu")

a <- db_proc %>%
  select(starts_with("perc")) %>%
  sjPlot::plot_likert(geom.colors = colors,
                      title = c("a. Percepciones"),
                      geom.size = 0.8,
                      axis.labels = c("Esfuerzo", "Talento", "Padres ricos", "Contacto"),
                      catcount = 4,
                      values = "sum.outside",
                      reverse.colors = F,
                      reverse.scale = T,
                      show.n = FALSE,
                      show.prc.sign = T
                    ) +
  ggplot2::theme(legend.position = "none")

b <- db_proc %>%
  select(starts_with("pref")) %>%
```

```

sjPlot::plot_likert(geom.colors = colors,
                    title = c("b. Preferencias"),
                    geom.size = 0.8,
                    axis.labels = c("Esfuerzo", "Talento", "Padres ricos", "Contactos"),
                    catcount = 4,
                    values = "sum.outside",
                    reverse.colors = F,
                    reverse.scale = T,
                    show.n = FALSE,
                    show.prc.sign = T

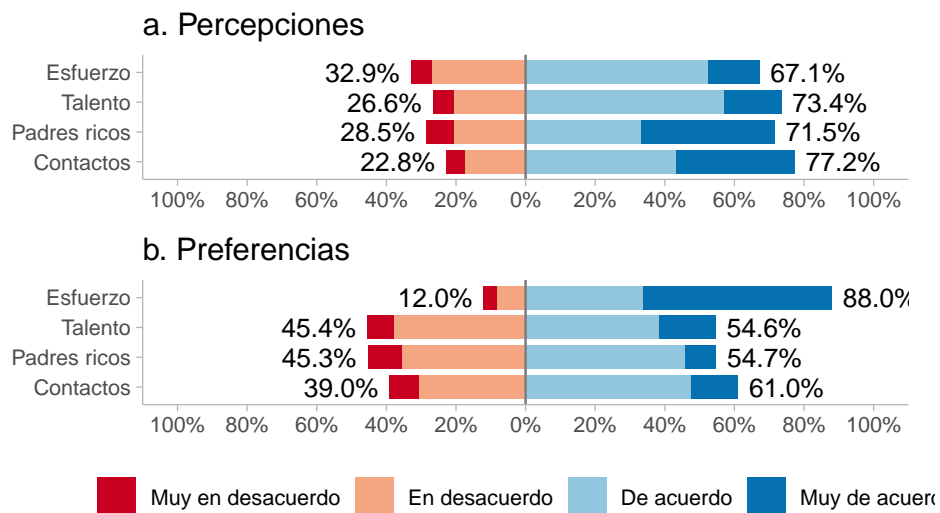
) +
ggplot2::theme(legend.position = "bottom")

likерplot <- a / b + plot_annotation(caption = paste0("Fuente: Elaboración propia en base a Encuesta Panel EDUMER Ola 1 (n = 839)"))

likерplot

```

Figure 1: Distribución de respuestas en ítems sobre percepciones y preferencias por meritocracia



Fuente: Elaboración propia en base a Encuesta Panel EDUMER Ola 1 (n = 839)

4.1.2 Bivariados

Respecto a la asociación entre variables, en la Figure 2 se muestra la matriz de correlaciones para las variables de interés.

```
M <- psych::polychoric(db_proc[,c(4:11,15)])

P <- cor(db_proc[,c(4:11,15)], method = "pearson")

diag(M$rho) <- NA

diag(P) <- NA

M$rho[9,] <- P[9,]

rownames(M$rho) <- c("A. Percepción Esfuerzo",
                    "B. Percepción Talento",
                    "C. Percepción Padres Ricos",
                    "D. Percepción Contactos",
                    "E. Preferencias Esfuerzo",
                    "F. Preferencias Talento",
                    "G. Preferencias Padres Ricos",
                    "H. Preferencias Contactos",
                    "I. Market Justice Preferences")

#set Column names of the matrix
colnames(M$rho) <-c("(A)", "(B)", "(C)", "(D)", "(E)", "(F)", "(G)",
                  "(H)", "(I)")

rownames(P) <- c("A. Percepción Esfuerzo",
                 "B. Percepción Talento",
                 "C. Percepción Padres Ricos",
                 "D. Percepción Contactos",
                 "E. Preferencias Esfuerzo",
                 "F. Preferencias Talento",
                 "G. Preferencias Padres Ricos",
                 "H. Preferencias Contactos",
                 "I. Market Justice Preferences")

#set Column names of the matrix
```

```

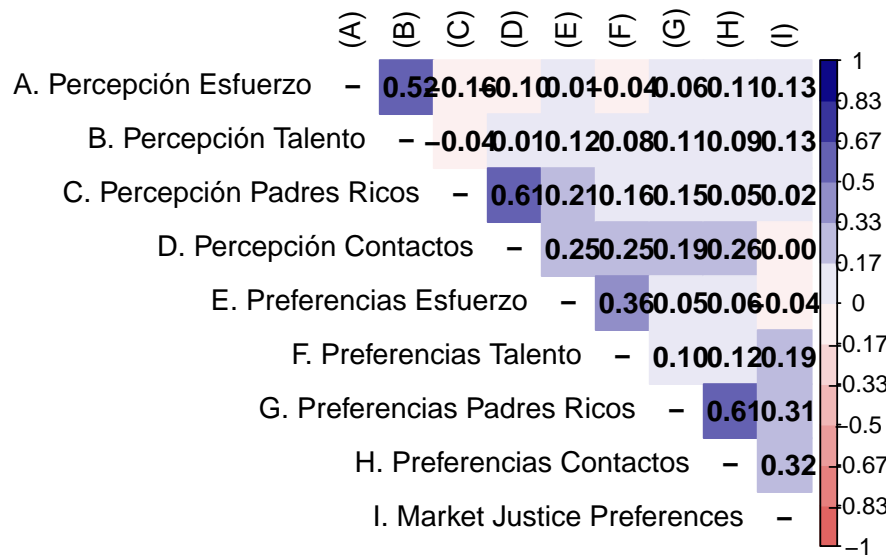
colnames(P) <-c("(A)", "(B)", "(C)", "(D)", "(E)", "(F)", "(G)",
               "(H)", "(I)")

testp <- cor.mtest(M$rho, conf.level = 0.95)

#Plot the matrix using corrplot
corrplot::corrplot(M$rho,
  method = "color",
  addCoef.col = "black",
  type = "upper",
  tl.col = "black",
  col = colorRampPalette(c("#E16462", "white", "#0D0887"))(12),
  bg = "white",
  na.label = "-")

```

Figure 2: Matriz de correlaciones



4.2 Multivariados

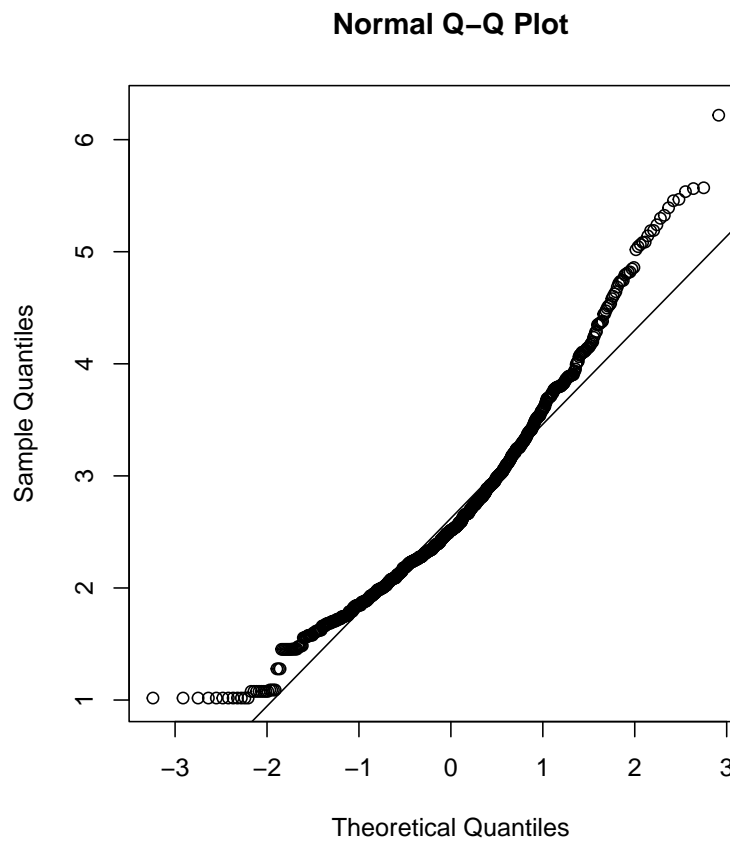
4.2.1 Análisis Factorial Confirmatorio

En primer lugar, realizamos un test de Mardia para evaluar normalidad multivariante de los items.

```
mardia(db_proc[,c("perc_effort", "perc_talent", "perc_rich_parents", "perc_contact", "
  na.rm = T, plot=T)
```

```
Call: mardia(x = db_proc[, c("perc_effort", "perc_talent", "perc_rich_parents",
"perc_contact", "pref_effort", "pref_talent", "pref_rich_parents", "pref_contact")],
na.rm = T, plot = T)
```

[illegible]



b2p = 95.43 kurtosis = 17.67 with probability ≤ 0

Ahora, especificamos la estructura factorial de los ítems y, a continuación, ajustamos los modelos utilizando un estimador DWLS.

```
# model
model_cfa <- '
  perc_merit = ~ perc_effort + perc_talent
  perc_nmerit = ~ perc_rich_parents + perc_contact
  pref_merit = ~ pref_effort + pref_talent
  pref_nmerit = ~ pref_rich_parents + pref_contact
  '

# estimation
m1_cfa <- cfa(model = model_cfa,
              data = db_proc,
              estimator = "DWLS",
              ordered = T,
```

```
std.lv = F)
```

Las cargas factoriales y los indicadores de la bondad del ajuste se presentan en las tablas Table 2 y Table 3, respectivamente.

```
sum_loadings <- standardizedSolution(m1_cfa) %>%
  dplyr::filter(op == "~") %>%
  dplyr::select(lhs, rhs, est.std) %>%
  rename(
    Factor    = lhs,
    Indicator = rhs,
    Loading   = est.std
  )

sum_loadings %>%
  kableExtra::kable(
    format      = "markdown",
    digits      = 3,
    booktabs    = TRUE,
    col.names   = c("Factor", "Indicator", "Loading"),
    caption     = NULL
  ) %>%
  kableExtra::kable_styling(
    full_width  = FALSE,
    font_size   = 11,
    latex_options = "HOLD_position",
    bootstrap_options = c("striped", "bordered")
  )
```

Table 2: Cargas factoriales

Factor	Indicator	Loading
perc_merit	perc_effort	0.843
perc_merit	perc_talent	0.619
perc_nmerit	perc_rich_parents	0.645
perc_nmerit	perc_contact	0.944
pref_merit	pref_effort	0.609
pref_merit	pref_talent	0.589
pref_nmerit	pref_rich_parents	0.747

Table 2: Cargas factoriales

Factor	Indicator	Loading
pref_nmerit	pref_contact	0.822

```

colnames_fit <- c("$N$", "Estimator", "$\\chi^2$ (df)", "CFI", "TLI", "RMSEA 90% CI [Lower",
sum_fit <- fitmeasures(m1_cfa, output = "matrix")[c("chisq", "pvalue", "df", "cfi", "tli",
                                                    "rmsea", "rmsea.ci.lower", "rmsea.ci.upper"),
sum_fit$nobs <- nobs(m1_cfa)
sum_fit$est <- summary(m1_cfa)$optim$estimator
sum_fit <- data.frame(sum_fit) %>%
  dplyr::mutate(
    dplyr::across(
      .cols = c(cfi, tli, rmsea, rmsea.ci.lower, rmsea.ci.upper),
      .fns = ~ round(., 3)
    ),
    stars = gtools::stars.pval(pvalue),
    chisq = paste0(round(chisq, 3), " (", df, ") ", stars),
    rmsea.ci = paste0(rmsea, " [", rmsea.ci.lower, "-", rmsea.ci.upper, "]")
  ) %>%
  dplyr::select(nobs, est, chisq, cfi, tli, rmsea.ci)

sum_fit %>%
  kableExtra::kable(
    format = "markdown",
    digits = 3,
    booktabs = TRUE,
    col.names = colnames_fit,
    caption = NULL
  ) %>%
  kableExtra::kable_styling(
    full_width = TRUE,
    font_size = 11,
    latex_options = "HOLD_position",
    bootstrap_options = c("striped", "bordered")
  )

```

Table 3: Indicadores de bondad de ajuste

N	Estimator	χ^2 (df)	CFI	TLI	RMSEA 90% CI [Lower-Upper]
839	DWLS	39.183 (14) ***	0.989	0.979	0.046 [0.03-0.064]

Seguendo los criterios propuestos por Brown (2015), el modelo presenta un buen ajuste.

5 Referencias

- Brown, T. A. (2015). *Confirmatory factor analysis for applied research* (Second edition). New York London: The Guilford Press.
- Castillo, J. C., Iturra, J., Maldonado, L., Atria, J., & Meneses, F. (2023). A Multi-dimensional Approach for Measuring Meritocratic Beliefs: Advantages, Limitations and Alternatives to the ISSP Social Inequality Survey. *International Journal of Sociology*, 53(6), 448–472. <https://doi.org/10.1080/00207659.2023.2274712>
- Kline, R. B. (2023). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. Guilford Publications.