

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

INSTITUTO DE INVESTIGACIONES EN MATEMÁTICAS  
APLICADAS Y EN SISTEMAS

ESPECIALIZACIÓN EN ESTADÍSTICA APLICADA

Modelos de Ecuaciones Estructurales

Adicción juvenil y padres alcohólicos

Jesus Alberto Urrutia Camacho (urcajeal@gmail.com)

Ciudad de México

10 de junio de 2021

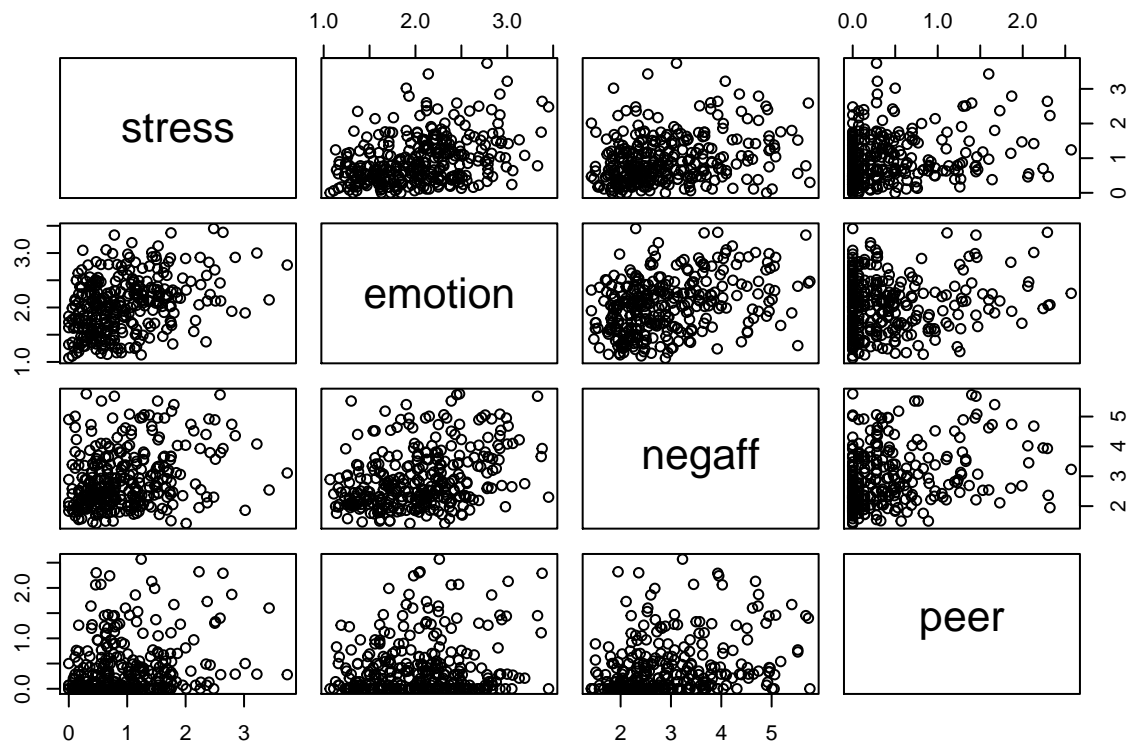
A continuación se muestra una tabla con el *nombre de variables*, sus *siglas*, a manera de codificación, y las variables que representan.

Dado que se cuenta con la base de datos se procede a hacer estadística descriptiva. Todas las variables son numéricas, pero *coa* y *gen* son variables dicotómicas, donde  $P(X|x_{coa} = 0 : \text{Padresnoalcoholicos})$ , y  $P(X|x_{gen} = 0 : \text{Mujer})$ , respectivamente. Además, las variables, *Stress*, *emotion*, *negaff* y *peer* son variables continuas, que parecen ser tasas o índices, ya que tienen valores positivos y menores de 6. Cabe destacar que no se cuenta con un diccionario de datos.

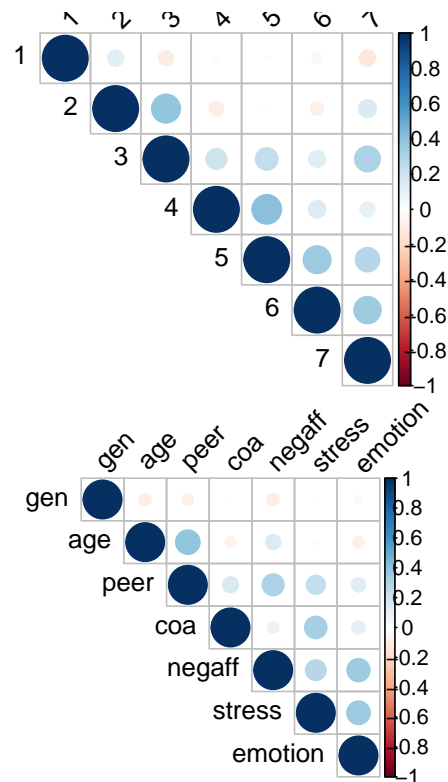
```
## tibble[,7] [316 x 7] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
## $ coa      : num [1:316] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
## $ age      : num [1:316] 14 12 14 15 12 13 13 10 11 11 ...
## $ gen      : num [1:316] 0 0 1 1 1 0 0 0 1 0 ...
## $ stress   : num [1:316] 2.35 0.55 2.37 1.14 1.37 0.55 0.53 1.53 1.36 1.34 ...
## $ emotion  : num [1:316] 1.37 1.46 2.12 2.83 2.11 1.57 1.38 3.13 1.71 2.48 ...
## $ negaff   : num [1:316] 4.4 2.34 2.11 2.6 2.04 2.93 3.15 4.22 2.85 2.33 ...
## $ peer     : num [1:316] 0.49 0 1.73 1.86 0.36 0.21 0 0.21 0 0.21 ...

##      coa      age      gen      stress
## Min.   :0.0000   Min.   :10.00   Min.   :0.000   Min.   :0.0000
## 1st Qu.:0.0000   1st Qu.:12.00   1st Qu.:0.000   1st Qu.:0.4325
## Median :1.0000   Median :13.00   Median :1.000   Median :0.7800
## Mean   :0.5253   Mean   :12.72   Mean   :0.538   Mean   :0.9407
## 3rd Qu.:1.0000   3rd Qu.:14.00   3rd Qu.:1.000   3rd Qu.:1.3100
## Max.   :1.0000   Max.   :16.00   Max.   :1.000   Max.   :3.7400

##      emotion    negaff    peer
## Min.   :1.070   Min.   :1.420   Min.   :0.0000
## 1st Qu.:1.627   1st Qu.:2.185   1st Qu.:0.0000
## Median :2.040   Median :2.605   Median :0.1400
## Mean   :2.034   Mean   :2.883   Mean   :0.3903
## 3rd Qu.:2.370   3rd Qu.:3.413   3rd Qu.:0.5075
## Max.   :3.450   Max.   :5.760   Max.   :2.5700
```



A continuación se muestran dos correlogramas. Cabe señalar que no hay ninguna correlación significativa. El primer correlograma integra a las correlaciones biserial, tetracórica y de pearson. Mientras que el segundo solamente usa la última correlación. Se evidencia, que las correlaciones para variables dicotómicas aumentaron (es decir, se intensificó su color).



## 1. Diagramar modelo

```
CorMid <- '
1.0
-0.09456621 1.0
0.01400000 0.12159467 1.0
0.41430068 -0.01973430 -0.01121133 1.0
0.14398422 -0.08074436 -0.04854675 0.36647960 1.0
0.10279496 0.15121667 -0.12520711 0.28079050 0.35387788 1.0
0.20542024 0.39572236 -0.10289694 0.24024930 0.13368237 0.3145978 1.0
'

comp.cor1 <- getCov(CorMid, sds = NULL, names = c("coa", "age", "gen", "stress", "emotion", "negaff", "peer"))

#Modelo teórico

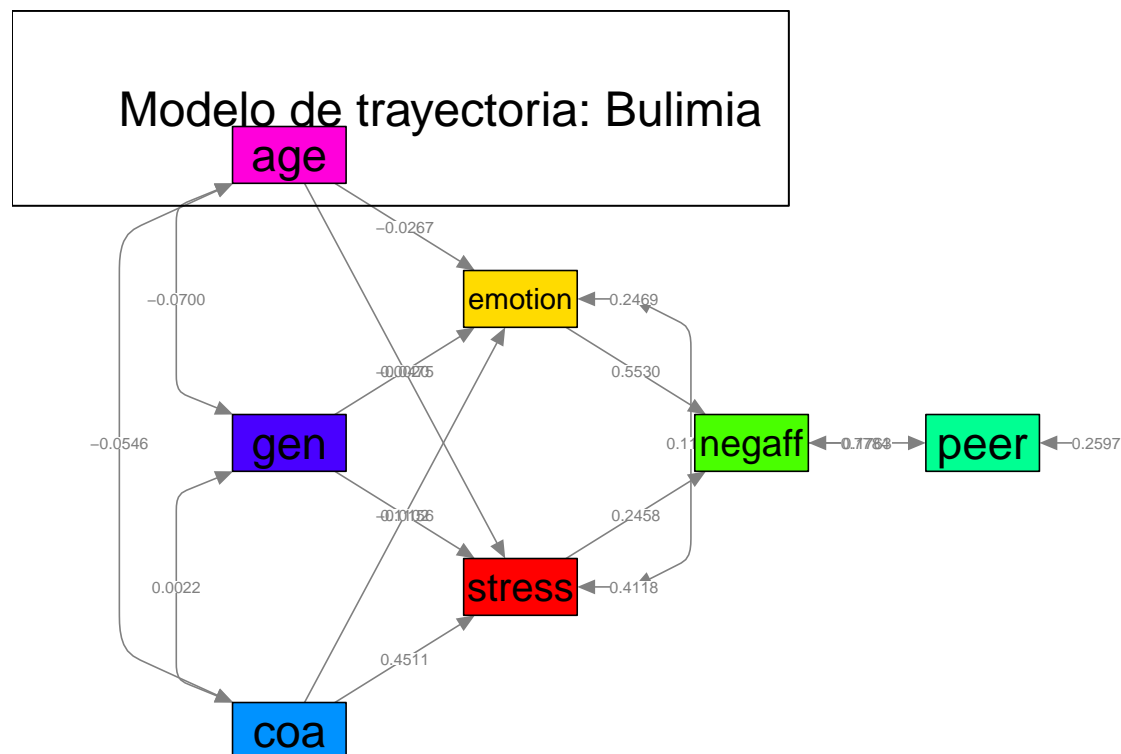
mod1 <- '
stress ~ a*coa + b*gen + c*age
emotion ~ e*coa + f*gen + g*age
negaff ~ x*stress + y*emotion
peer ~ z*negaff
emotion ~~ stress
coa ~~ gen
gen ~~ age
coa ~~ age
'
```

```
# ###Efectos indirectos
# ###Efectos totales
```

```
n <- length(bd$coa)
sem1 <- sem(mod1, data = bd, sample.cov = comp.cor1, sample.nobs = n, se="bootstrap")
sem2 <- sem(mod1, data = bd, sample.cov = personc, sample.nobs = n, se="bootstrap")
```

```
#
# summary(modelo, fit.measures = TRUE,standardized=T)
# #resumen <- summary(modelo, fit.measures = TRUE,standardized=T)
# fitmeasures(modelo)
```

```
semPaths(sem1, "mod","par", col=rainbow(7), style="lisrel", layout = "tree2",curve=1.5,curvePivot = TRUE)
legend("topleft", legend=c("Modelo de trayectoria: Bulimia"),col="blue",cex=1.5)
```



## 2. Escribirlo matricialmente

$$Y_{stres} = 0Y_{stres} + 0Y_{emo} + 0Y_{neg} + 0Y_{peer} + \gamma_{1,1}X_{coa} + \gamma_{1,2}X_{gen} + \gamma_{1,3}X_{age} + \varsigma_1$$

$$Y_{emo} = 0Y_{stres} + 0Y_{emo} + 0Y_{neg} + 0Y_{peer} + \gamma_{2,1}X_{coa} + \gamma_{2,2}X_{gen} + \gamma_{2,3}X_{age} + \varsigma_2$$

$$Y_{neg} = \beta_{1,1}Y_{stres} + \beta_{1,2}Y_{emo} + 0Y_{neg} + 0Y_{peer} + 0X_{coa} + 0X_{gen} + 0X_{age} + \varsigma_3$$

$$Y_{emo} = 0Y_{stres} + 0Y_{emo} + \beta_{2,1}Y_{neg} + 0Y_{peer} + 0X_{coa} + 0X_{gen} + 0X_{age} + \varsigma_4$$

$$\begin{bmatrix} Y_{stre} \\ Y_{emo} \\ Y_{neg} \\ Y_{peer} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ \beta_{1,1} & \beta_{1,2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \beta_{2,1} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_{stre} \\ Y_{emo} \\ Y_{neg} \\ Y_{peer} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{1,1} & \gamma_{1,2} & \gamma_{1,3} \\ \gamma_{2,1} & \gamma_{2,2} & \gamma_{2,3} \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{coa} \\ X_{gen} \\ X_{age} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varsigma_1 \\ \varsigma_2 \\ \varsigma_3 \\ \varsigma_4 \end{bmatrix}$$

### 3. Escribir matrices involucradas en modelo

Además, respectivamente, cada matriz presentada con anterioridad puede se expresada como:  $Y = BY + \Gamma x + \zeta \setminus$

$$\Psi = \begin{bmatrix} \psi_{1,1} & 0 & 0 & 0 \\ \psi_{2,1} & \psi_{2,2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \psi_{3,1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \psi_{4,1} \end{bmatrix} \quad \Phi = \begin{bmatrix} \phi_{1,1} & 0 & 0 \\ \phi_{2,1} & \phi_{2,2} & 0 \\ \phi_{3,1} & \phi_{3,2} & \phi_{3,3} \end{bmatrix}$$

Cabe destacar que  $\Psi$  representa la matriz de correlación entre variables endógenas ( $Y_i$ ). Mientras que la matriz de  $\Phi$  presenta a la correlación entre variables exógenas ( $X_i$ ).

### 4. Ajuste del modelo

La estimación del modelo emplea el método bootstrap, como alternativa a las restricciones del supuesto de normalidad por el método delta. Lo anterior requiere que la muestra esté disponible para realizar el remuestreo (Hallquist, 2019). Además, se emplean la paquetería *lavaan* como principal instrumento de ajuste computaciones. A continuación se muestra el código empleado.

```
# CorMid
# comp.cor1 <- getCov(CorMid, sds = NULL, names = c("coa", "age", "gen", "stress", "emotion", "negaff",
# mod1
# sem1 <- sem(mod1, data = bd, sample.cov = comp.cor1, sample.nobs = n, se="bootstrap")

summary(sem1, fit.measures = TRUE, standardized=T)

## lavaan 0.6-8 ended normally after 31 iterations
##
## Estimator ML
## Optimization method NLMINB
## Number of model parameters 20
##
## Number of observations 316
##
## Model Test User Model:
##
## Test statistic 81.173
## Degrees of freedom 8
## P-value (Chi-square) 0.000
##
```

```
## Model Test Baseline Model:
##
##   Test statistic           255.823
##   Degrees of freedom       21
##   P-value                   0.000
##
## User Model versus Baseline Model:
##
##   Comparative Fit Index (CFI)           0.688
##   Tucker-Lewis Index (TLI)             0.182
##
## Loglikelihood and Information Criteria:
##
##   Loglikelihood user model (H0)          -2179.133
##   Loglikelihood unrestricted model (H1)    -2138.547
##
##   Akaike (AIC)                          4398.267
##   Bayesian (BIC)                        4473.382
##   Sample-size adjusted Bayesian (BIC)     4409.947
##
## Root Mean Square Error of Approximation:
##
##   RMSEA                                0.170
##   90 Percent confidence interval - lower  0.138
##   90 Percent confidence interval - upper  0.205
##   P-value RMSEA <= 0.05                 0.000
##
## Standardized Root Mean Square Residual:
##
##   SRMR                                0.095
##
## Parameter Estimates:
##
##   Standard errors                    Bootstrap
##   Number of requested bootstrap draws    1000
##   Number of successful bootstrap draws    1000
##
## Regressions:
##
##           Estimate  Std.Err  z-value  P(>|z|)  Std.lv  Std.all
## stress ~
##   coa      (a)    0.451    0.071    6.346    0.000    0.451    0.331
##   gen      (b)   -0.016    0.071   -0.221    0.825   -0.016   -0.011
##   age      (c)    0.002    0.027    0.073    0.942    0.002    0.004
## emotion ~
##   coa      (e)    0.110    0.057    1.930    0.054    0.110    0.110
##   gen      (f)   -0.048    0.059   -0.809    0.419   -0.048   -0.047
##   age      (g)   -0.027    0.022   -1.199    0.231   -0.027   -0.077
## negaff ~
##   stress   (x)    0.246    0.094    2.606    0.009    0.246    0.175
##   emotion  (y)    0.553    0.114    4.858    0.000    0.553    0.290
## peer ~
##   negaff   (z)    0.176    0.032    5.446    0.000    0.176    0.315
##
## Covariances:
```

```
##               Estimate Std.Err z-value P(>|z|) Std.lv Std.all
## .stress ~~
##   .emotion      0.112   0.018   6.284   0.000   0.112   0.352
##   coa ~~
##     gen         0.002   0.014   0.163   0.871   0.002   0.009
##   gen ~~
##     age        -0.070   0.040  -1.763   0.078  -0.070  -0.097
##   coa ~~
##     age        -0.055   0.041  -1.323   0.186  -0.055  -0.076
##
## Variances:
##               Estimate Std.Err z-value P(>|z|) Std.lv Std.all
##   .stress      0.412   0.039  10.489   0.000   0.412   0.890
##   .emotion     0.247   0.017  14.794   0.000   0.247   0.979
##   .negaff      0.778   0.069  11.331   0.000   0.778   0.848
##   .peer       0.260   0.033   7.792   0.000   0.260   0.901
##   coa         0.249   0.002 137.150   0.000   0.249   1.000
##   gen         0.249   0.002 102.652   0.000   0.249   1.000
##   age        2.095   0.119  17.592   0.000   2.095   1.000
```

```
#resumen <- summary(modelo, fit.measures = TRUE, standardized=T)
fitmeasures(sem1)
```

```
##               npar          fmin          chisq          df
##             20.000          0.128          81.173          8.000
##             pvalue      baseline.chisq      baseline.df      baseline.pvalue
##             0.000          255.823          21.000          0.000
##             cfi          tli          nnfi          rfi
##             0.688          0.182          0.182          0.167
##             nfi          pnfi          ifi          rni
##             0.683          0.260          0.705          0.688
##             logl      unrestricted.logl          aic          bic
##             -2179.133      -2138.547          4398.267          4473.382
##             ntotal          bic2          rmsea      rmsea.ci.lower
##             316.000          4409.947          0.170          0.138
##             rmsea.ci.upper      rmsea.pvalue          rmr          rmr_nomean
##             0.205          0.000          0.077          0.077
##             srmr          srmr_bentler      srmr_bentler_nomean          crmr
##             0.095          0.095          0.095          0.109
##             crmr_nomean      srmr_mplus      srmr_mplus_nomean          cn_05
##             0.109          0.095          0.095          61.369
##             cn_01          gfi          agfi          pgfi
##             79.210          0.940          0.790          0.269
##             mfi          ecvi
##             0.891          0.383
```

5. Verifique lo adecuado del ajuste

6. Interpretar efectos directos, indirectos, totales y concluir