Funciones cópula con Julia

Universidad Nacional Autónoma de México GitHub: @aerdely

La función cópula $C_{X,Y}$ de un vector aleatorio (X,Y) es la relación funcional entre la función de distribución conjunta de probabilidades $F_{X,Y}$ de dicho vector aleatorio y las respectivas funciones de distribución de probabilidad marginales F_X y F_Y de las variables aleatorias de dicho vector aleatorio, esto es:

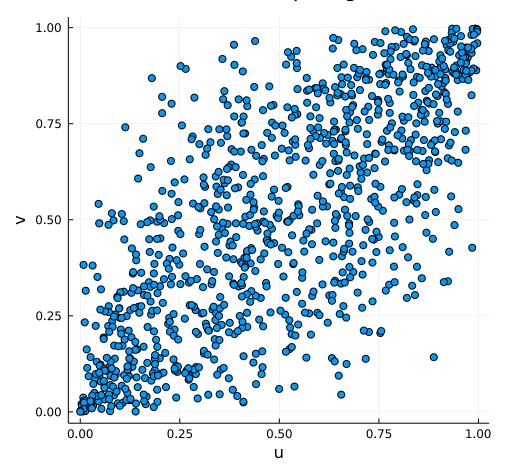
$$\mathbb{P}(X \leq x, Y \leq y) = F_{X,Y}(x,y) = C_{X,Y}(F_X(x), F_Y(y))$$

Esto significa que toda la información sobre la dependencia entre las variables (X,Y) está en la cópula subyacente $C_{X,Y}$ que es una función $[0,1]\times[0,1]\to[0,1]$ que puede deducirse mediante:

$$C_{X,Y}(u,v) = F_{X,Y}(F_X^{-1}(u),F_Y^{-1}(v))$$

Las distribuciones marginales individuales F_X y F_Y nada aportan sobre la dependencia, y sí estorban para su análisis, por lo que es necesario eliminar su efecto para analizar los datos de la cópula subyacente, que puede obtenerse de la siguiente forma: Si $(x_1,y_1),\ldots,(x_n,y_n)$ son datos observados del vector aleatorio (X,Y) basta definir $u_k=F_X(x_k)$ y $v_k=F_Y(y_k)$ para $k\in\{1,\ldots,n\}$ y así los pares de valores $(u_1,v_1),\ldots,(u_n,v_n)$ son los valores observados de la cópula subyacente, ya sin la distorsión de la distribuciones marginales.

Observaciones cópula gaussiana

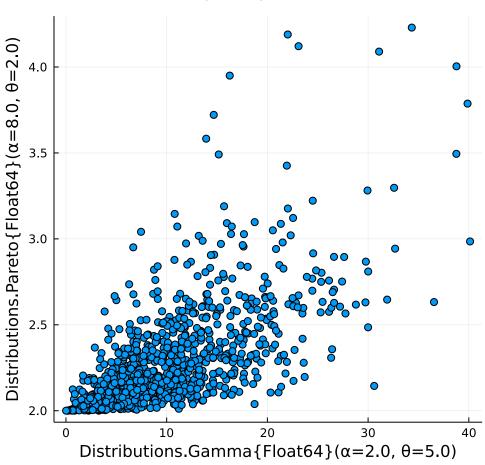


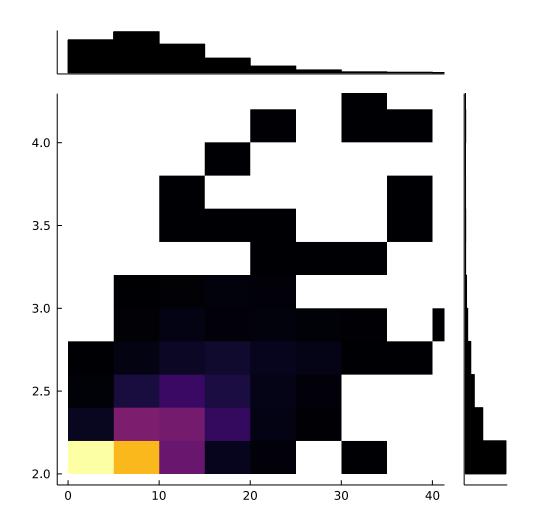
Correlación
$$\rho =$$
 0.75

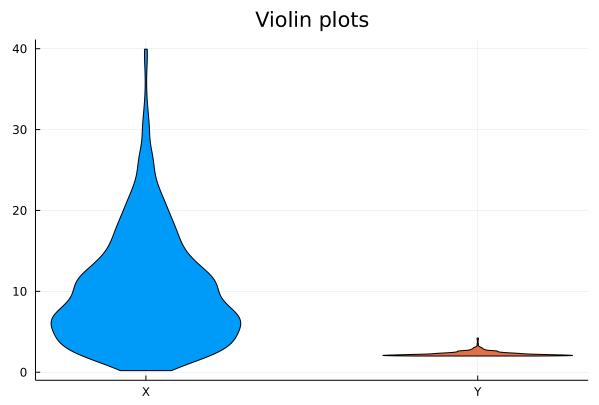
Y ahora podemos asignar a las observaciones anteriores de la cópula las distribuciones de probabilidad marginales G y H, respectivamente, que consideremos pertinentes, y transformar las observaciones de la cópula mediante $(G^{-1}(u_k), H^{-1}(v_k))$ para $k \in \{1, \ldots, n\}$

 $G \ \ \, \text{Distributions.Gamma\{Float64\}} \\ (\alpha = 2.0, \ \theta = 5.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{H} \ \ \, \text{Distributions.Pareto\{Float64\}} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\checkmark} \ \ \, \text{Distributions.Pareto} \\ (\alpha = 8.0, \ \theta = 2.0) \ \ \, \boldsymbol{\lor} \ \ \ \, \boldsymbol{\lor} \ \ \, \boldsymbol{\lor}$

Cópula gaussiana







Referencia

A. Erdely (2009) Cópulas y dependencia de variables aleatorias: Una introducción. Miscelánea Matemática 48, 7–28.