- Supondremos que observamos un vector de variables  ${\bf x}$ , de dimensiones  $p\times 1$ , en n elementos de una población.
- ► El modelo de análisis factorial establece que este vector de datos observados se genera mediante la relación:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \Lambda \mathbf{f} + \mathbf{u}$$

- ▶ **f**: es un vector  $m \times 1$  de variables latentes o factores no observados. Supondremos que siguen una distribución  $N_m(\mathbf{0}, I)$ , es decir, los factores son variables de media cero e independientes entre sí y con distribución Normal.
- lacktriangleright  $\Lambda$ : es una matriz de tamaño  $p \times m$  de constantes desconocidas (m < p). Contiene los coeficientes que describen cómo los factores f afectan a las variables observadas x y se denomina matriz de carga (loading matrix).

- Supondremos que observamos un vector de variables  $\mathbf{x}$ , de dimensiones  $p \times 1$ , en n elementos de una población.
- ► El modelo de análisis factorial establece que este vector de datos observados se genera mediante la relación:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \Lambda \mathbf{f} + \mathbf{u}$$

•  $\mathbf{u}$ : es un vector de tamaño  $p \times 1$  de perturbaciones no observadas. Recoge el efecto de todas las variables distintas de los factores que influyen sobre  $\mathbf{x}$ . Supondremos que  $\mathbf{u} \sim N_p(\mathbf{0}, \psi)$  donde  $\psi$  es una matriz diagonal, y también que las perturbaciones están incorreladas con los factores  $\mathbf{f}$ , es decir,  $cov[\mathbf{f}, \mathbf{u}] = \mathbf{0}$ .

Con estas tres hipótesis deducimos que:

- $\mu$  es la media de las variables de las variables x, ya que tanto los factores como las perturbaciones tienen media cero.
- ightharpoonup x tiene distribución Normal, al ser suma de variables Normales, y llamando S a su matriz de covarianzas

$$\mathbf{x} \sim N_p(\boldsymbol{\mu}, S)$$

La ecuación del modelo implica que dada una muestra aleatoria simple de n elementos generada por el modelo factorial, cada dato  $x_{ij}$  puede escribirse como:

$$x_{ij} = \mu_j + \lambda_{j1} f_{1i} + \dots + \lambda_{jm} f_{mi} + u_{ij}$$

que descompone  $x_{ij}$ , el valor observado en el individuo i de la variable j, como suma de m+2 términos.

- $\blacktriangleright$  El primer término es la media de la variable j,  $\mu_j$
- $\blacktriangleright$  Del segundo término al término m+1 recogen el efecto de los m factores.
- Y el último término, m+2, es una perturbación específica de cada observación,  $u_{ij}$ .
- Los efectos de los factores sobre  $x_{ij}$  son el producto de los coeficientes  $\lambda_{j1}, ..., \lambda_{jm}$  que dependen de la relación entre cada factor y la variable j (y que son los mismos para todos los elementos de la muestra), por los valores de los m factores en el elemento muestral  $i, f_{1i}, ..., f_{mi}$ .
- Poniendo juntas las ecuaciones para todas las n observaciones, la matriz de datos x de tamaño  $n \times p$  puede escribirse como:

$$\mathbf{x} = \mathbf{1}\boldsymbol{\mu}^t + \mathbf{F}\boldsymbol{\Lambda}^t + \mathbf{U}$$

donde 1 es un vector  $n \times 1$  de unos, F es una matriz  $n \times m$  que contiene los m factores para los n elementos,  $\Lambda^t$  es la transpuesta de la matriz de carga que resulta ser  $m \times p$  cuyos coeficientes constantes relacionan las variables y los factores, y U es una matriz  $n \times p$  de perturbaciones.

- $\blacktriangleright$  La matriz de carga  $\Lambda$  contiene las covarianzas entre los factores y las variables observadas.
- En efecto, la matriz de covarianzas  $\Lambda$  entre las variables y los factores se obtiene multiplicando por  $\mathbf{f}^t$  por la derecha y tomando esperanzas en el modelo factorial:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \Lambda \mathbf{f} + \mathbf{u}$$

$$\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu} = \Lambda \mathbf{f} + \mathbf{u}$$

$$(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\mathbf{f}^{t} = \Lambda \mathbf{f}\mathbf{f}^{t} + \mathbf{u}\mathbf{f}^{t}$$

$$\boldsymbol{E}[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\mathbf{f}^{t}] = \Lambda \mathbf{E}[\mathbf{f}\mathbf{f}^{t}] + \boldsymbol{E}[\mathbf{u}\mathbf{f}^{t}] = \Lambda$$

Ya que por hipótesis, los factores están incorrelados, es decir,  $E[\mathbf{f}\mathbf{f}^t] = I$ , y tienen media cero y están incorrelados con las perturbaciones, es decir,  $cov[\mathbf{u}, \mathbf{f}] = E[\mathbf{u}\mathbf{f}^t] = 0$ .

 $\blacktriangleright$  Entonces  $\Lambda$  se define como:

$$\Lambda = \mathbf{E}[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})\mathbf{f}^t]$$

- Esta ecuación indica que los términos  $\lambda_{ij}$  de la matriz de carga  $\Lambda$ , representan la covarianza entre la variable  $\mathbf{x}_i$  y el factor  $\mathbf{f}_j$  y al tener los factores varianza unidad, son los coeficientes de regresión cuando explicamos las variables observadas por los factores.
- En el caso particular en que las variables  $\mathbf{x}$  estén estandarizadas, los términos  $\lambda_{ij}$  son también las correlaciones entre las variables y los factores.

La matriz de covarianzas entre las observaciones verifica, según

$$S = E[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^t] = \Lambda E[\mathbf{f}\mathbf{f}^t]\Lambda^t + E[\mathbf{u}\mathbf{u}^t]$$

- Ya que  $E[\mathbf{f}\mathbf{u}^t] = 0$  al estar incorrelados los factores y el ruido.
- ▶ Entonces, se obtiene la propiedad fundamental:

$$S = \Lambda \Lambda^t + \psi$$

Que establece que la matriz de covarianzas de los datos observados admite una descomposición como suma de dos matrices:

- 1. La primera  $\Lambda\Lambda^t$  es una matriz simétrica de rango m < p. Esta matriz contiene la parte común al conjunto de las variables y depende de las covarianzas entre las variables y los factores.
- 2. La segunda  $\psi$ , es una matriz diagonal que contiene la parte específica de cada variable, que es independiente del resto.

Esta descomposición  $S = \Lambda \Lambda^t + \psi$  implica que las varianzas de las variables observadas pueden descomponerse como:

$$\sigma_i^2 = \sum_{j=1}^m \lambda_{ij}^2 + \psi_i^2$$

con  $i=1,\ldots,p$ , donde el primer término es la suma de los efectos de los factores y el segundo término es el efecto de la perturbación.

► Llamando:

$$h_i^2 = \sum_{j=1}^m \lambda_{ij}^2$$

a la suma de los efectos de los factores que llamaremos "comunalidad", tenemos que:

$$\sigma_i^2 = h_i^2 + \psi_i^2$$

En esta descomposición:

$$\sigma_i^2 = h_i^2 + \psi_i^2$$

- $h_i^2$  se llama la i —ésima "comunalidad".
- $\psi_i^2$  es la varianza del i —ésimo elemento de la perturbación  ${f u}$  y se llaman "unicidades". O especificidades

Esta igualdad puede interpretarse como una descomposición de la varianza en:

$$\sigma_i^2 = h_i^2 + \psi_i^2$$

 $Varianza\ observada = Variabilidad\ común\ (Comunalidad) + Variabilidad\ específica\ (Unicidad)$ 

- Esto es análoga a la descomposición clásica de la variabilidad de los datos en una parte explicada y otra no explicada que se realiza en el análisis de la varianza.
- ► En el modelo factorial la parte explicada es debida a los factores y la no explicada es debido al ruido o componente aleatorio.

- $\blacktriangleright$  En el modelo factorial, ni la matriz de carga,  $\Lambda$ , ni los factores,  $\mathbf{f}$ , son observables.
- Esto plantea un problema de indeterminación: dos representaciones  $(\Lambda, \mathbf{f})$  y  $(\Lambda^*, \mathbf{f}^*)$  serán equivalentes si

$$\Lambda \mathbf{f} = \Lambda^* \mathbf{f}^*$$

- Esta situación conduce a dos tipos de indeterminación.
  - 1. Un conjunto de datos puede explicarse con la misma precisión con factores incorrelados o correlados.
  - 2. Los factores no quedan determinados de manera única.

 $\blacktriangleright$  Vamos a analizar estas dos indeterminaciones. Para mostrar la primera, si H es cualquier matriz no singular, la representación usual puede también escribirse como

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \Lambda H H^{-1} \mathbf{f} + \mathbf{u}$$

Y llamando  $\Lambda^* = \Lambda H$  a la nueva matriz de carga y  $\mathbf{f}^* = H^{-1}\mathbf{f}$  a los nuevos factores:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{\Lambda}^* \mathbf{f}^* + \mathbf{u}$$

▶ Donde los nuevos factores tienen ahora una distribución:

$$\mathbf{f}^* \sim N(\mathbf{0}, H^{-1}(H^{-1})^t)$$

Y por lo tanto están correlados.

- Análogamente, partiendo de factores correlados  $\mathbf{f} \sim N(\mathbf{0}, S_f)$  siempre podemos encontrar una expresión equivalente de las variables mediante un modelo con factores incorrelados.
- ▶ En efecto, sea A una matriz tal que  $S_f = AA^t$ , que siempre existe si  $S_f$  es definida positiva, entonces  $A^{-1}S_f(A^{-1})^t = I$ .
- Entonces:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \Lambda A A^{-1} \mathbf{f} + \mathbf{u}$$

- Y tomando  $\Lambda^* = \Lambda A$  como la nueva matriz de coeficientes de los factores y  $\mathbf{f}^* = A^{-1}\mathbf{f}$  como los nuevos factores, el modelo es equivalente a otro con factores incorrelados.
- Esta indeterminación se ha resuelto en las hipótesis del modelo tomando siempre los factores como incorrelados.

En segundo lugar, si *H* es ortogonal, los modelos:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \Lambda \mathbf{f} + \mathbf{u}$$

$$\mathbf{y}$$

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \Lambda H H^{t} \mathbf{f} + \mathbf{u}$$

son indistinguibles porque  $H = H^t = H^{-1}$  y  $HH^t = I$ 

- Ambos contienen factores incorrelados, con matriz de covarianzas la identidad.
- ► En este sentido, decimos que el modelo factorial está indeterminado ante rotaciones.
- Esta indeterminación se puede resolver imponiendo restricciones sobre los componentes de la matriz de carga.

# Ejemplo

Supongamos que  $\mathbf{x} = [\mathbf{x_1}, \mathbf{x_2}, \mathbf{x_3}]$  y el modelo factorial  $M_1$  siguiente:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\mu} + \Lambda \mathbf{f} + \mathbf{u} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{1} \\ 0 & \mathbf{1} \\ 1 & \mathbf{0} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{f_1} \\ \mathbf{f_2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{u_1} \\ \mathbf{u_2} \\ \mathbf{u_3} \end{pmatrix}$$

- Supongamos que los factores están incorrelados.
- ▶ Vamos a escribirlo como otro modelo equivalente de factores también incorrelados.
- ► Tomando  $H = 1/\sqrt{2} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$ , esta matriz es ortogonal porque  $H = H^t = H^{-1}$ .

# Ejemplo

► Entonces:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \mathbf{1} & \mathbf{1} \\ 0 & \mathbf{1} \\ 1 & \mathbf{0} \end{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{f_1} \\ \mathbf{f_2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{u_1} \\ \mathbf{u_2} \\ \mathbf{u_3} \end{pmatrix}$$

 $\blacktriangleright$  Llamando a este modelo  $M_2$ , puede escribirse como:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \frac{\mathbf{2}}{\sqrt{2}} & \mathbf{0} \\ \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{2}} & -\frac{\mathbf{1}}{\sqrt{2}} \\ \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{2}} & \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{g_1} \\ \mathbf{g_2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \mathbf{u_1} \\ \mathbf{u_2} \\ \mathbf{u_3} \end{pmatrix}$$

# Ejemplo

Los nuevos factores **g** están relacionados con los anteriores por:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{g_1} \\ \mathbf{g_2} \end{pmatrix} = \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{f_1} \\ \mathbf{f_2} \end{pmatrix}$$

- Y son por lo tanto una rotación de los factores iniciales.
- Comprobemos que estos nuevos factores están también incorrelados. Su matriz de varianzas es:

$$S_g = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} S_f \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}$$

- Y si  $S_f = I$ , entonces  $S_g = I$  porque  $HH^{-1} = I$ .
- $\blacktriangleright$  Entonces, los modelos  $M_1$  y  $M_2$  son indistinguibles.