<u>ACTIVIDAD 4</u> <u>JUAN RUBIO</u>

PRIMER MODELO:

Copio los datos obtenidos directamente del modelo .spv

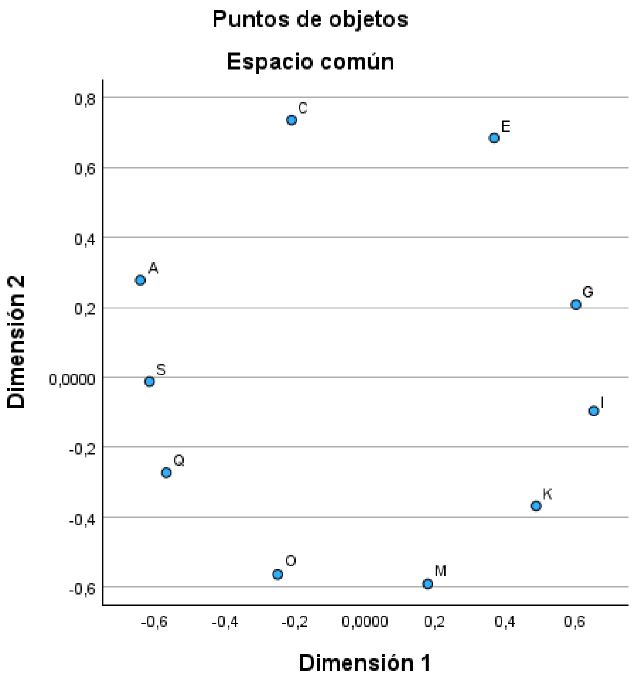
Medidas de estrés y de ajuste

Estrés bruto normalizado	,01525
Estrés-I	,12349[a]
Estrés-II	,35162[a]
S-Estrés	,03974[b]
Dispersión contada para (D.A.F.)	,98475
Coeficiente de congruencia de Tucker	,99235

PROXSCAL minimiza el estrés bruto normalizado.

a. Factor de escalamiento óptimo = 1,016.

b. Factor de escalamiento óptimo = ,987.



COMENTARIO:

- **Stress-I: 0,12349**. **Interpretación:** Asumiendo que todos los sujetos perciben los colores igual, el error del mapa es del 12,3%. Es un ajuste aceptable, pero mejorable.
- **Gráfico:** El círculo de colores que he obtenido es la configuración promedio "rígida" para todos. Se espera que con el siguiente modelo el stress baje y el modelo mejore:

SEGUNDO MODELO:

Vuelvo a copiar los datos obtenidos del modelo .spv.

Medidas de estrés y de ajuste

Estrés bruto normalizado	,01411
Estrés-I	,11878[a]
Estrés-II	,33681[a]
S-Estrés	,03582[b]
Dispersión contada para (D.A.F.)	,98589
Coeficiente de congruencia de Tucker	,99292

PROXSCAL minimiza el estrés bruto normalizado.

a. Factor de escalamiento óptimo = 1,014.

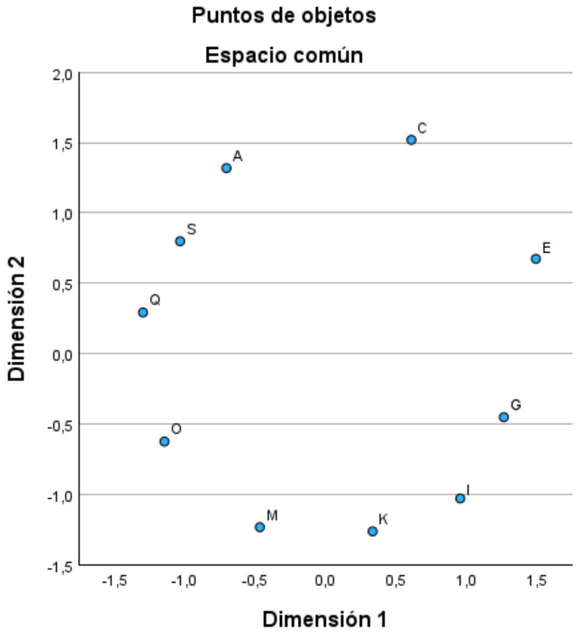
b. Factor de escalamiento óptimo = ,987.

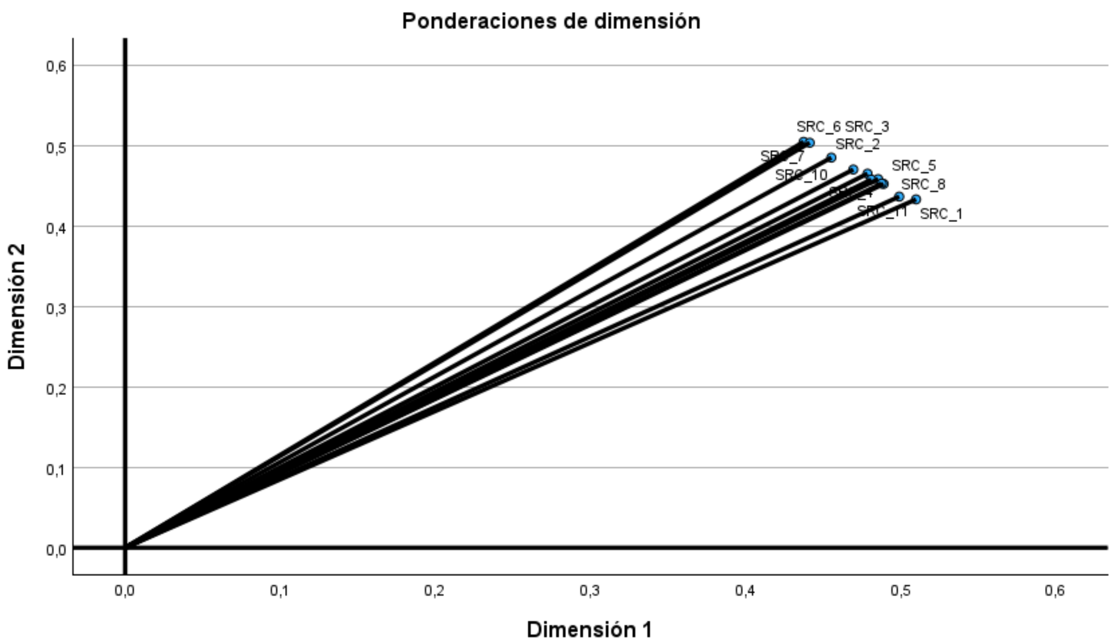
Observamos que el Stress-I ha bajado (mejorado) al pasar del primer al segundo modelo, descendiendo de 0,123 a 0,118. Sin embargo, la mejora es muy pequeña (apenas un 0,005 de diferencia). Esto sugiere que introducir "pesos individuales" no aporta una ganancia drástica en la explicación de los datos, en este caso.

La razón de esa mejora tan pequeña se puede apreciar al mirar el gráfico de "Ponderaciones de dimensión":

Vemos que los 11 sujetos (SRC_1 a SRC_11) están extremadamente agrupados. Todos los puntos se sitúan en la misma zona del cuadrante superior derecho. Esto indica que los 11 individuos tienen una percepción del color muy similar. Ninguno de ellos se comporta de forma "rara" o diferente al resto.

La conclusión que yo extraigo es que aunque utilizar un segundo modelo dando diferentes pesos sí que puede ser intersante y más cercano a la realidad, justo en este caso con estos datos no es especialmente útil ya que todos los individuos parecen tener un sentido de la observación parecido, y en ese caso no se logra una gran mejora.





Ejercicio 2:

Si consideramos $\epsilon = \delta_{ij} - d_{ij}$, estudiar la relación entre $\delta_{ij} - d_{ij}$ y $\delta_{ij}^2 - d_{ij}^2$.

Solución:

Consideramos el error de ajuste lineal (e) como la diferencia entre la disimilaridad dada (δ_{ij}) y la distancia estimada (d_{ij}):

$$e_{ij} = \delta_{ij} - d_{ij} \tag{1}$$

El objetivo es estudiar la relación entre el error lineal y la diferencia de cuadrados: $\delta_{ij}^2 - d_{ij}^2$.

Aplicando la identidad algebraica de diferencia de cuadrados ($a^2 - b^2 = (a-b)(a+b)$), expandimos la expresión objetivo:

$$\delta_{ij}^2 - d_{ij}^2 = (\delta_{ij} - d_{ij})(\delta_{ij} + d_{ij}) \tag{2}$$

Sustituyendo la ecuación (1) en la ecuación (2), obtenemos la relación final:

$$\delta_{ij}^2 - d_{ij}^2 = e_{ij} \cdot (\delta_{ij} + d_{ij}) \tag{3}$$

Así, observamos que la diferencia de cuadrados es proporcional al error lineal ponderado por la suma de las magnitudes ($\delta_{ij} + d_{ij}$). Esto implica que, en modelos que minimizan diferencias cuadráticas (como ALSCAL con el criterio SSTRESS), los errores en distancias grandes penalizan la función de pérdida más severamente que los errores de la misma magnitud en distancias pequeñas.