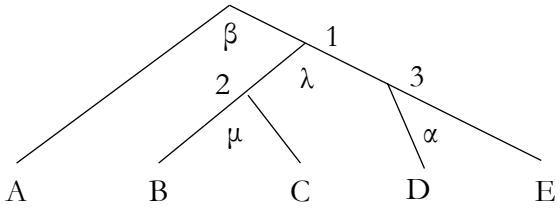
PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERÍA
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE TRANSPORTE Y LOGÍSTICA
ICT 2213 – Modelos de Demanda de Transporte
Profesor: Sebastián Raveau
Segundo Semestre de 2025

Control 5

Duración: 60 minutos

1- 1.a) Para efectos de notación, llamemos a los nidos 1, 2 y 3.



Funciones de utilidad:

$$U_{Aq} = V_{Aq} + \varepsilon_{Aq}$$ **[0,4 pts]**

$$U_{Bq} = V_{Bq} + \varepsilon_{1q} + \varepsilon_{2q} + \varepsilon_{Bq}$$ **[0,4 pts]**

$$U_{Cq} = V_{Cq} + \varepsilon_{1q} + \varepsilon_{2q} + \varepsilon_{Cq}$$ **[0,4 pts]**

$$U_{Dq} = V_{Dq} + \varepsilon_{1q} + \varepsilon_{3q} + \varepsilon_{Dq}$$ **[0,4 pts]**

$$U_{Eq} = V_{Eq} + \varepsilon_{1q} + \varepsilon_{3q} + \varepsilon_{Eq}$$ **[0,4 pts]**

1.b)

Términos Logísticos	Diferencia de Gumbels	
ε_{1q}	Gumbel (β) – Gumbel (λ)	**[0,4 pts]**
$\varepsilon_{1q} + \varepsilon_{2q}$	Gumbel (β) – Gumbel (μ)	**[0,4 pts]**
$\varepsilon_{1q} + \varepsilon_{3q}$	Gumbel (β) – Gumbel (α)	**[0,4 pts]**
ε_{2q}	Gumbel (λ) – Gumbel (μ)	**[0,4 pts]**
ε_{3q}	Gumbel (λ) – Gumbel (α)	**[0,4 pts]**

1.c) Matriz de correlaciones:

$$\begin{array}{c} \\ A \\ B \\ C \\ D \\ E \end{array} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ & 1 & 1-(\beta/\mu)^2 & 1-(\beta/\lambda)^2 & 1-(\beta/\lambda)^2 \\ & & 1 & 1-(\beta/\lambda)^2 & 1-(\beta/\lambda)^2 \\ & & & 1 & 1-(\beta/\alpha)^2 \\ & & & & 1 \end{bmatrix}$$ **[2 pts]**

2- 2.a) Modelo equiprobable: $l(0) = 1700 \cdot \ln(1/5) = -2736,04$ **[0,3 pts]**

Modelo HL: $0,25 = 1 - \dfrac{l(\theta_{HL})}{-2736,04} \rightarrow l(\theta_{HL}) = -2052,03$ **[0,5 pts]**

El modelo equiprobable impone 14 restricciones sobre el modelo HL (3 nidos = 1, 7 parámetros de nivel de servicio = 0, 4 constantes modales = 0). **[0,5 pts]**

Test LR: $LR = -2 \cdot \{-2736,04 + 2052,03\} = 1368,02 > 23,68$ **[0,2 pts]**

El modelo HL es superior al equiprobable. **[0,5 pts]**

2.b) Modelo de sólo constantes:

$$l(C) = 750 \cdot \ln(750/1700) + 130 \cdot \ln(130/1700) + 340 \cdot \ln(340/1700) + 70 \cdot \ln(70/1700) + 410 \cdot \ln(410/1700) = -2301,56$$

[0,8 pts]

El modelo de sólo constantes tiene 4 parámetros, mientras que el modelo HL tiene 14 parámetros. **[0,3 pts]**

Modelo de sólo constantes: $AIC = 2 \cdot 4 + 2 \cdot 2301,56 = 4611,11$ **[0,2 pts]**

Modelo HL: $AIC = 2 \cdot 14 + 2 \cdot 2052,03 = 4132,07$ **[0,2 pts]**

El modelo HL es superior, pues tiene un menor AIC. **[0,5 pts]**

2.c) El modelo MNL impone 3 restricciones sobre el modelo HL (que los 3 parámetros de escala asociados a los nidos = 1). **[0,5 pts]**

Para que el modelo MNL sea preferible:

$$LR = -2 \cdot \{l(\theta_{MNL}) + 2052,03\} < 7,81 \quad \rightarrow \quad l(\theta_{MNL}) > -2055,94$$ **[1,5 pts]**

3- 3.a) Si el FPR es estadísticamente menor que el ER, el modelo no explica la variación de los datos, no es razonable y debiese rechazarse. **[0,5 pts]**

Si el FPR es estadísticamente igual al ER, el modelo explica la variación de los datos y es razonable. **[0,5 pts]**

Si el FPR es estadísticamente mayor que el ER, el modelo no explica la variación de los datos, y en estricto rigor no es razonable y debiese rechazarse. Pero si el rendimiento del modelo es mejor que lo esperado, se podría argumentar que eso no constituye un problema, por lo que la alternativa de no rechazarlo es perfectamente defendible. **[1 pto]**

3.b) El índice $\bar{\rho}^2$ visto en clases cambia la base de comparación, utilizando como referencia un modelo de sólo constantes:

$$\bar{\rho}^2 = 1 - \frac{l(\theta)}{l(C)}$$ **[1 pto]**

El índice $\bar{\rho}^2$ reportado por Biogeme mantiene como base de comparación el modelo equiprobable, pero penaliza por la cantidad de parámetros:

$$\bar{\rho}^2 = 1 - \frac{l(\theta) - k}{l(0)}$$ **[1 pto]**

3.c) En la base de datos usada para la estimación un modelo más complejo y general, con más parámetros, siempre tendrá un mejor ajuste y capacidad predictiva. Es por esto que no se debe usar dicha base de datos, sino una base de datos externa para analizar la capacidad predictiva de los modelos. **[2 pts]**

4- Obtenemos la tabla de valores esperados E_{ij}, multiplicando los valores N_{ij} por la probabilidad de cada banda (0,15 para la primera banda; 0,5 para la segunda banda y 0,85 para la tercera banda). **[2 pts]**

	Banda de probabilidad predicha		
O_{ij}	0,0 a 0,3	0,3 a 0,7	0,7 a 1,0
Alt 1	10	15	20
Alt 2	5	30	30
Alt 3	10	20	10

	Banda de probabilidad predicha		
E_{ij}	0,0 a 0,3	0,3 a 0,7	0,7 a 1,0
Alt 1	11,25	20	29,75
Alt 2	6	32,5	38,25
Alt 3	12	25	17

$$\chi^2 = \frac{(10-11,25)^2}{11,25} + \frac{(15-20)^2}{20} + \ldots + \frac{(10-17)^2}{17} = 10,94$$ **[2 pts]**

Como es menor que el valor de tabla (15,51 al 95% de confianza con 8 grados de libertad) se concluye que el modelo sí es consistente con los datos. **[2 pts]**

5- 5.a) La especificación de la función de utilidad debe ser no-lineal en la variable de tiempo de viaje. De esta manera la utilidad marginal (y por lo tanto el valor subjetivo) será función del tiempo de viaje. **[1 pto]**

La función de utilidad debiese ser marginalmente decreciente, ya que es razonable asumir que ahorros de tiempo de viaje serán más despreciables para viajes más largos (e.g., un ahorro de 10 minutos en un viaje de 30 minutos es más notorio que un ahorro de los mismos 10 minutos en un viaje de 3 horas). **[1 pto]**

5.b) Si se usase el valor subjetivo del tiempo para evaluar proyectos de transporte se tendería a preferir la realización de proyectos que mejoren la situación de los grupos socioeconómicos de mayor ingreso, puesto que ellos tienen (en base a sus características y comportamiento) un mayor valor subjetivo del tiempo. **[2 pts]**

5.c) No, no es posible. Los modelos vistos y estimados en el curso suponen que los individuos perciben y consideran cualquier nivel de tiempos de viaje al elegir modo. Así, al evaluar proyectos usando estos modelos, cualquier ahorro en los tiempos de viaje (sin importar cuán pequeño sea) tendrá un beneficio. **[2 pts]**