

Análisis de subgrupos en el análisis coste-efectividad

F.J. Vázquez-Polo¹, M.A. Negrín¹, F.J. Girón², E. Moreno³ y M.L. Martínez²

¹ Universidad de Las Palmas de G.C.

² Universidad de Málaga

³ Universidad de Granada

Guión

1. Introducción
2. Metodología
3. Aplicación práctica
4. Conclusiones

Introducción

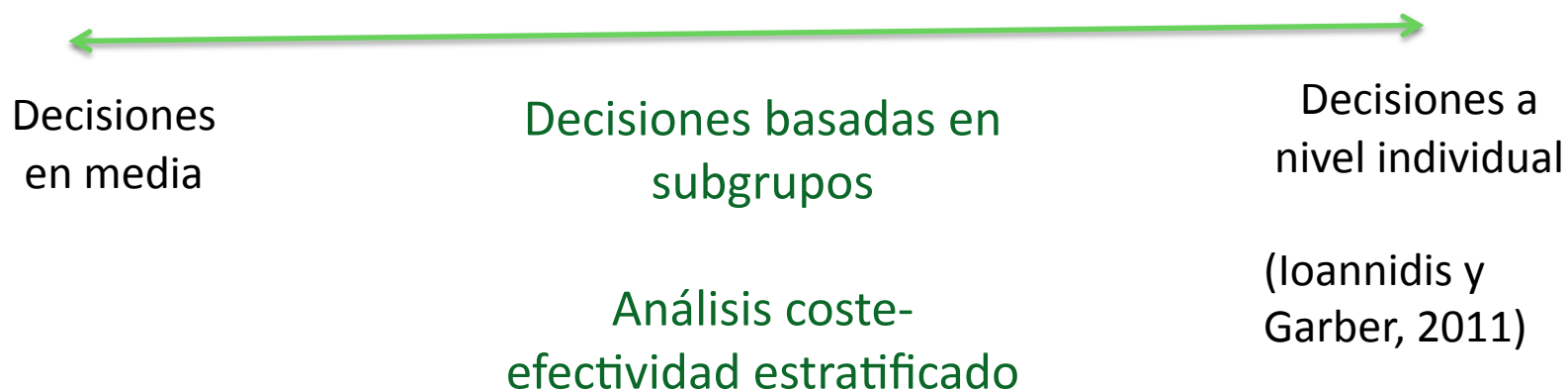
El análisis coste-efectividad tiene como objetivo maximizar la salud total de la población sujeto a la restricción presupuestaria.

En el análisis coste-efectividad la efectividad y coste de los tratamientos se considera en términos medios para el total de la población de pacientes.

Por ejemplo: $ICER = (c1 - c0) / (e1 - e0)$

Introducción

Sin embargo esta modelización no tiene en cuenta la posible heterogeneidad en las características de los pacientes permitiendo definir el tratamiento óptimo según dichas características.



Introducción

El análisis basado en subgrupos permitiría aumentar el beneficio neto total de la población.

El análisis de subgrupos ha mostrado un mayor desarrollo en los últimos años a partir de la incorporación de los modelos de regresión en el análisis coste-efectividad que facilitan la identificación de subgrupos y su estimación.

En 2007 el NICE publica el documento:

“Briefing paper for methods review workshop on identify sub-groups and exploring heterogeneity” M. Sculpher

Metodología

El análisis de subgrupos es posible a través de la inclusión de interacciones subgrupo-tratamiento en los modelos de regresión para la efectividad y el coste.

- Willan, Briggs y Hoch, 2004

$$\begin{aligned} e_i &= \Delta_e T_i + \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \lambda_e X_{1i} T_i + u_i \\ c_i &= \Delta_c T_i + \alpha_0 + \alpha_1 X_{1i} + \dots + \alpha_k X_{ki} + \lambda_c X_{1i} T_i + v_i \end{aligned} \quad (u_i, v_i) \sim N((0,0), \Sigma)$$

Metodología

Limitaciones del modelo anterior:

1. Asume normalidad en la efectividad y el coste.
2. Las covariables afectan de igual modo a todos los tratamientos excepto para los subgrupos.
3. No tiene en cuenta la incertidumbre sobre el verdadero modelo que siguen los datos.
4. La identificación de subgrupos se basa únicamente en la significación estadística de la interacción subgrupo-tratamiento.

Metodología

Modelos propuesto:

Normal-Normal

$$e_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} X_{1i} + \dots + \beta_{kj} X_{ki} + u_i$$

$$c_{ij} = \alpha_{0j} + \alpha_{1j} X_{1i} + \dots + \alpha_{kj} X_{ki} + v_i$$

$$(u_i, v_i) \sim N((0,0), \Sigma)$$

Normal-lognormal

$$e_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} X_{1i} + \dots + \beta_{kj} X_{ki} + u_i$$

$$\text{Log}(c_{ij}) = \alpha_{0j} + \alpha_{1j} X_{1i} + \dots + \alpha_{kj} X_{ki} + v_i$$

$$(u_i, v_i) \sim N((0,0), \Sigma)$$

Selección Bayesiana de variables

Selección Bayesiana objetiva de variables

Debido a la importancia de las covariables en la definición del tratamiento óptimo debemos eliminar del modelo anterior aquellas covariables que no sean influyentes en la efectividad o el coste.

Aquellas variables influyentes determinan los subgrupos.

Modelo bivariante (efectividad, coste) (Torres et al., 2011).

Métodos Bayesiano Objetivos. Distribuciones a priori intrínsecas.

Selección Bayesiana objetiva de variables

Probabilidades a posteriori para cada uno de los $k-1$ posibles modelos.

$$P(M_j | \mathbf{Y}, \mathbf{X}_j) = \frac{B_{j1}(\mathbf{Y}, \mathbf{X}_j)}{1 + \sum_{k=2}^{2^p-1} B_{k1}(\mathbf{Y}, \mathbf{X}_k)}$$

$$B_{k1}(\mathbf{Y}, \mathbf{X}_k) = 2(k+1)^{(k-1)} \int_0^{\pi/2} \frac{\sin(\varphi)^{2(k-1)+1} (n + (k+1) \sin^2 \varphi)^{(n-k)}}{\cos(\varphi)^{-1} [(k+1) \sin^2 \varphi + n \mathcal{B}_{k1}]^{(n-1)}} d\varphi.$$

Aplicación práctica

Se comparan dos tratamientos para pacientes con EPOC (enfermedad pulmonar obstructiva crónica) (Hernández y otros, 2003)

Hospitalización convencional (T1) vs. Hospitalización en casa (T2)

Efectividad: Mejora en la escala SGRQ (Cuestionario St. George)

Costes: directos, hospitalización, cuidado ambulatorio, farmacéuticos, etc.

Covariables: Edad, sexo, fumador, FEV (volumen de aire expirado), HOSV (exacerbaciones con hospitalización), SGRQ inicial.

Aplicación práctica

	Treatment	
	T_1	T_2
log(Cost)	7.08(1.11)	6.55(0.98)
Effectiveness	-1.59(20.15)	7.01(14.07)
Sample size	70	97
Age	70.44(9.22)	71.28(9.90)
Sex (% male)	97.15%	97.90%
Smoker (%)	17.15%	26.80%
FEV (%)	39.81%	43.44%
HOSV	0.87(1.34)	0.56(0.83)
SGRQ1	50.12(28.01)	54.98(20.2)

Aplicación práctica. Identificación de subgrupos

- Willan, Briggs y Hoch
2004

Efectividad	Prob
FEV	0.594
HOSV	0.528
SEXO	0.615
EDAD	0.986
FUMA	0.732
SGRQ1	0.988
Coste	Prob
FEV	0.796
HOSV	0.877
SEXO	0.568
EDAD	0.551
FUMA	0.715
SGRQ1	0.674

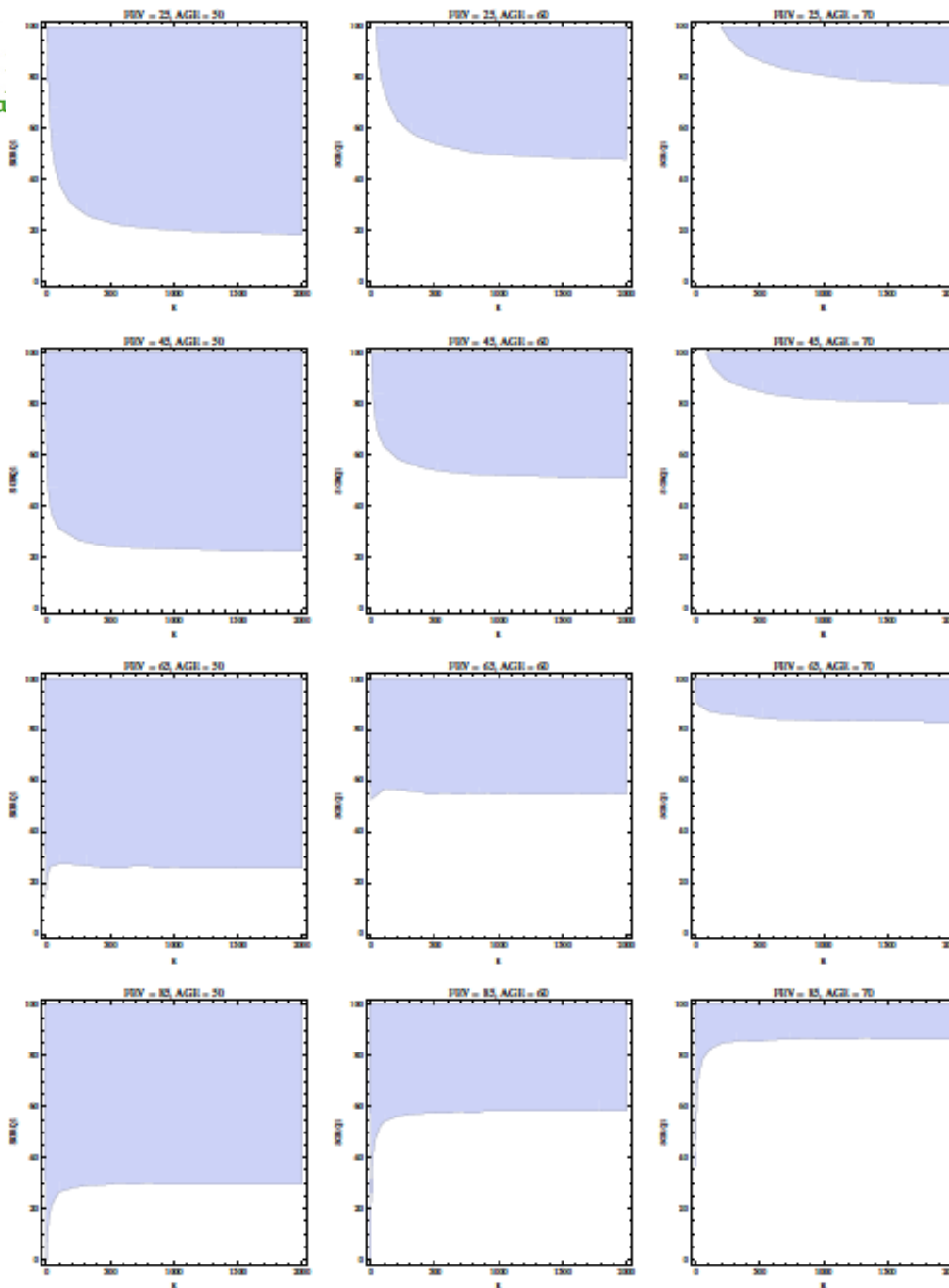
Aplicación práctica. Identificación de subgrupos

- Modelo propuesto

Model	Treatment T_1	Treatment T_2
Bivariate procedure	{ SGRQ1, Age, FEV }	{ SGRQ1, FEV }



Economía



a cronicidad
de mayo de 2012

Salud

Conclusiones

- La selección Bayesiana de covariables permite indentificar subgrupos a través de la detección de variables influyentes.
- El modelo propuesto es suficientemente flexible ya que permite considerar la asimetría en los costes y modeliza de forma independiente la efectividad y coste de cada tratamiento.
- La selección bivariante permite analizar las variables influyentes de la efectividad y coste conjuntamente.
- La tratamiento óptimo se obtendría en función de las características de los pacientes en términos de sus subgrupos.

Análisis de subgrupos en el análisis coste-efectividad

F.J. Vázquez-Polo¹, M.A. Negrín¹, F.J. Girón², E. Moreno³ y M.L. Martínez²

¹ Universidad de Las Palmas de G.C.

² Universidad de Málaga

³ Universidad de Granada

Metodología

- Nixon y Thompson, 2005

$$e_{ij} \sim \text{Gamma}(\Phi_{eij}, \sigma_{ej})$$

$$c_{ij} \sim \text{Gamma}(\Phi_{cij}, \sigma_{cj})$$

$$\Phi_{eij} = \mu_{ej} + \beta_1 X_{1ij}^c + \dots + \beta_k X_{kij}^c + \lambda_e X_{1ij}^c T_i$$

$$\Phi_{cij} = \mu_{cj} + \alpha_1 X_{1ij}^c + \dots + \alpha_k X_{kij}^c + \lambda_c X_{1ij}^c T_i$$