

¿LOS SOBREVIVIENTES MAXIMIZAN SU UTILIDAD LUEGO DE UN DESASTRE?

Stephanie Fernandez Pernet

Asistente de investigación, Departamento de Ingeniería civil y ambiental,
Universidad del Norte,

Johanna Amaya

Profesor asistente, Department of Supply Chain Management
Iowa State University

Julián Arellana

Profesor asociado, Departamento de Ingeniería civil y ambiental,
Universidad del Norte

Victor Cantillo

Profesor, Departamento de Ingeniería civil y ambiental,
Universidad del Norte

RESUMEN

Los modelos de distribución de ayuda humanitaria ayudan a asignar recursos escasos en contexto de desastre. Estos deben considerar, además de los costos logísticos, los costos de privación como una medida del sufrimiento humano para así evitar una asignación desigual de los suministros.

Las funciones de costo de privación (DCF) comúnmente se estiman utilizando métodos de elección discreta, suponiendo que los afectados buscan maximizar su bienestar tomando decisiones racionalmente. Sin embargo, después de los desastres, las personas están bajo estrés, presión y trauma, y pueden adoptar comportamientos que no sean compensatorios ni basados en utilidad. Este artículo cuestiona el uso de la maximización de la utilidad para estimar las DCF comparando sus resultados con un enfoque de minimización aleatoria del arrepentimiento y un método que combina reglas de decisión basadas en el arrepentimiento y la utilidad para representar los mecanismos de elección.

Se estimaron las DCF para diversos suministros críticos utilizando datos de preferencias declaradas de dos casos de estudio: Colombia y Ecuador. Los resultados sugieren que los costos de privación tienen valoraciones significativamente diferentes dependiendo del mecanismo de decisión utilizado; las DCF estimadas usando maximización de utilidad aleatoria arrojaron costos más altos.

Esto sugiere que, al menos durante la ventana de tiempo analizada, las personas aspiran a maximizar su bienestar. Además, los resultados muestran que los costos de privación dependen del contexto y no deben transferirse directamente. Finalmente, se muestra que las funciones de costos de privación para múltiples productos se pueden agregar por separado en la misma función objetivo al planificar las operaciones. Esta investigación es el primer intento de considerar diferentes heurísticas de elección para estimar DCFs, y es la primera en comparar datos de diferentes ubicaciones. Las implicaciones de estos hallazgos brindan a los administradores y planificadores de desastres nuevos desafíos y direcciones de investigación.

1. INTRODUCCIÓN

En medio de los desastres, los sobrevivientes a menudo enfrentan escasez de alimentos, agua y otros bienes esenciales durante períodos prolongados. Por ello, existe una mayor demanda de suministros esenciales y un aumento en el sufrimiento de las personas afectadas, debido a la falta de acceso a suministros críticos como alimentos o agua. Con estas necesidades en mente, en la literatura sobre gestión de operaciones e investigación de operaciones se han propuesto modelos de distribución de socorro para establecer la mejor manera de asignar recursos limitados en el contexto de desastres. Los desafíos asociados a los modelos existentes son la determinación de una función objetivo apropiada y la comprensión de las compensaciones entre los objetivos múltiples y conflictivos de la entrega de ayuda: eficiencia, eficacia y equidad.

Equilibrar estos objetivos y comprender cómo cada uno contribuye al alivio del sufrimiento es difícil, al igual que la modelación dichos objetivos cuantitativamente para que se puedan utilizar modelos de optimización (Gralla et al., 2014).

La mayoría de las metodologías disponibles utilizan funciones objetivo de logística comercial como base para la toma de decisiones, lo cual es inadecuado para fines humanitarios (Macea, et al., 2018). En este contexto, la mejor forma de asignar los escasos recursos es minimizando los costos sociales que, además de los tradicionales costos operativos, consideran los costos de privación de la población impactada por el desastre (Holguín-Veras et al., 2016). Los costos de privación son una valoración económica del sufrimiento que experimentan las personas que no tienen acceso a suministros críticos; encontrar un método apropiado para cuantificarlos es fundamental para los tomadores de decisiones (Shao et al., 2020).

Investigaciones recientes han propuesto experimentos de elección discreta y valoración contingente como métodos para estimar las funciones de costo de privación. En estos enfoques, se asume que los individuos afectados son racionales y tratarán de maximizar su bienestar a la hora de tomar decisiones.

Sin embargo, las personas afectadas por desastres toman decisiones en condiciones de estrés, presión y trauma, y se pueden esperar comportamientos que no son sistemáticos y racionales. Dado que el uso de supuestos de comportamiento poco realistas podría producir estimaciones de costos de privación sesgadas, esta investigación cuestiona las premisas de comportamiento racional, compensatorio y maximizador de la utilidad utilizadas para estimar las funciones de costos de privación en las metodologías actuales.

En este artículo, evaluamos diferentes heurísticas de elección, distintas a la maximización de la utilidad aleatoria para estimar las funciones de costo de privación de agua, alimentos y un kit que contiene ambos. Estimamos las funciones utilizando enfoques de minimización de arrepentimiento aleatorio (RRM por sus siglas en inglés) (Chorus et al., 2008), utilidad modificada aleatoria (RMU por sus siglas en inglés) (Chorus et al., 2013) y maximización de utilidad aleatoria (RUM por sus siglas en inglés) (McFadden, 1981) con datos recopilados en áreas afectadas por desastres previos para determinar el efecto de los supuestos de comportamiento en las funciones de costos de privación. El objetivo es comparar las funciones resultantes e identificar si tales supuestos se cumplen en el contexto de desastres.

El resto del artículo está organizado de la siguiente manera. La sección 2 incluye una descripción general de la literatura relevante; La Sección 3 presenta la metodología utilizada en este estudio; La sección 4 analiza el proceso de recopilación de datos junto con un análisis descriptivo de la muestra; La sección 5 describe las especificaciones y los resultados del modelo; y la Sección 6 analiza las implicaciones derivadas de los resultados. El artículo concluye en la Sección 7.

2. ESTADO DEL ARTE

Las operaciones humanitarias requieren interpretaciones innovadoras de la equidad en términos de asignación de recursos, brindando una respuesta eficaz y eficiente que apoye a la población impactada. La priorización efectiva de la entrega es crucial en este tipo de operaciones, incluso cuando es inevitable que algunas necesidades se satisfagan antes que otras (Balcik & Smilowitz, 2020). Sin embargo, como mencionan Gupta et al. (2016), la equidad no parece estar suficientemente cubierta en el campo de la toma de decisiones.

Últimamente, lograr la equidad ha sido una consideración fundamental en muchos estudios relacionados con la logística humanitaria (Balcik & Smilowitz, 2020). A pesar de tales esfuerzos, las funciones objetivo comúnmente formuladas en las investigaciones existentes sobre logística humanitaria descuidan los efectos del sufrimiento humano o los consideran únicamente mediante el uso de medidas indirectas y penalidades. Estos enfoques son limitados, ya que no pueden dar cuenta correctamente de los complejos efectos no lineales asociados con el sufrimiento humano experimentado por los beneficiarios de la ayuda a lo largo del tiempo (Holguín-Veras et al., 2012).

El concepto de costos de privación surgió en las operaciones de distribución de socorro para incluir el sufrimiento humano.

Si los costos reales de privación que enfrentan los individuos son significativos, las medidas aproximadas no pueden representar correctamente la complejidad y las características (por ejemplo, demandas no aditivas y naturaleza no lineal) de la privación.

Holguín-Veras et al. (2016) fueron los primeros en estimar funciones de costo de privación (DCF por sus siglas en inglés) para el agua potable utilizando el método de valoración contingente y proporcionaron una mejor manera de evaluar los impactos de la logística de entrega de ayuda.

Utilizando el mismo contexto, Macea et al. (2018) estimaron un DCF para agua potable a través de modelos de elección discreta. Estimaron modelos multinomiales de tipo logit y concluyeron que ignorar los efectos de la privación, o estimar incorrectamente su valor económico, resulta en una asignación inadecuada de recursos. Cantillo et al. (2018) estimó los costos de privación de un kit de alimentos básico, incluida el agua. Propusieron modelos RUM que incluían heterogeneidad de los gustos sistemática y aleatoria, y utilizaron modelos logit mixtos para reflejar cómo varía el impacto de las decisiones logísticas en función de las características socioeconómicas de los individuos. Macea et al. (2018) estimaron los DCF para un kit de alimentos básico utilizando modelos Logit mixtos y modelos híbridos con variables latentes que consideran la percepción del riesgo, la cultura de seguridad y la confianza en los sistemas de respuesta a emergencias. Finalmente, Delgado-Lindeman et al., (2019) estimaron la disposición individual a pagar para evitar el sufrimiento que experimentan los pacientes que no reciben asistencia inmediata durante una emergencia médica; utilizaron preferencias declaradas y modelos logit mixtos. A excepción de Holguín-Veras et al. (2016), todos los estudios de investigación mencionados anteriormente emplearon un método de elección declarada con modelos de elección discreta formulados utilizando un paradigma de maximización de la utilidad aleatoria para estimar los DCF, utilizando desastres en el contexto colombiano como caso de estudio.

Usando un enfoque diferente, Wang et al. (2017) propuso un nuevo método para cuantificar el sufrimiento humano, utilizando una escala de calificación numérica. Las funciones estimadas con los datos de la escala de calificación numérica se definen como funciones de nivel de privación y brindan información sobre el grado (en lugar del valor económico) del sufrimiento humano causado por la falta de acceso a un bien o servicio. No obstante, los niveles de privación no se pueden utilizar directamente con los costos logísticos en la misma función objetivo, y son más difíciles de calcular y analizar que los costos de privación (Shao et al., 2020).

Aunque la inclusión de una medida de sufrimiento es ideal, cuantificarlo sigue siendo complicado. No es posible desarrollar modelos precisos para representar sistemas que no se comprenden bien.

Una vez que comienzan las operaciones humanitarias, las personas afectadas suelen decidir entre esperar hasta que llegue la ayuda y trasladarse a otro lugar en busca de suministros esenciales para sobrevivir. El supuesto más común en este proceso está asociado con individuos que intentan maximizar su bienestar mientras están sujetos a ciertas restricciones socioeconómicas. En otras palabras, la situación se trata como un problema de maximización de la utilidad en el que los individuos siguen comportamientos racionales.

La literatura relevante no aborda adecuadamente la ansiedad psicológica, el estrés, la presión y sus efectos en la recuperación de desastres (Hu & Sheu, 2013). Se han realizado estudios para esclarecer los procesos de reacción al estrés traumático, aprendizaje y memoria, duelo, ansiedad y miedo (Cohen, 2008). Ante el peligro, los sistemas cognitivo y afectivo responden y las funciones de identificación / evaluación se centran en la supervivencia. Dado que las reacciones de estrés afectan el comportamiento según el tipo de evento traumático, es importante analizar si las especificaciones actuales de DCF podrían ser poco realistas desde una perspectiva conductual y, por lo tanto, arrojar estimaciones sesgadas. También es importante considerar el efecto que el contexto podría tener en las estimaciones de DCF y determinar si los resultados son transferibles entre contextos.

3. METODOLOGÍA

3.1 Enfoque econométrico

La pérdida de bienestar debido al impacto de un desastre se puede medir utilizando las funciones de costo de privación (DCF), que dependen del tiempo que las personas han pasado sin acceso a un bien o servicio (tiempo de privación). Los métodos de valoración económica tienen como objetivo estimar la disposición a pagar (WTP por sus siglas en inglés) de un individuo por un bien o servicio. Estas técnicas suelen recurrir a datos de preferencias reveladas (PR) o preferencias declaradas (PD).

Los experimentos de valoración contingente (CV) y de PD son las técnicas más utilizadas para estimar los DCF. Los costos de privación se pueden aproximar mediante modelos econométricos que estiman el cambio de utilidad (o arrepentimiento, como se detalla a continuación) producido por un aumento en el tiempo de privación. Dado un modelo de elección discreta estimado a partir de experimentos de PD, una vez estimados los parámetros que explican la elección de los individuos, es posible calcular los valores de la WTP utilizando la tasa marginal de sustitución o el cambio en el excedente del consumidor.

La tasa marginal de sustitución, que representa, en este caso, el valor subjetivo del tiempo de privación, se puede estimar mediante la Ecuación (1) (Ben-Akiva & Lerman, 1985; Rizzi & Ortúzar, 2003):

$$SVDT_n = \frac{\partial v_n / \partial DT_n}{\partial v_n / \partial I_n} \quad (1)$$

donde V_n representa la utilidad sistemática (o arrepentimiento, como se detallará a continuación) del individuo n , DT_n representa el tiempo de privación e I_n representa el ingreso.

El resultado es una medida de cuán dispuesto está el individuo a pagar por ahorrar tiempo de privación si la utilidad permanece constante.

El cambio total del bienestar (ΔW) producido por la privación podría calcularse como el producto de la SVDT y la variación del tiempo de privación. Como los costos de privación no son lineales y el SVDT no es constante en el tiempo, es necesario calcular ΔW para cada unidad de tiempo integrando entre los límites del tiempo de privación inicial (DT_0) y el tiempo de privación final (DT_1). También se puede estimar discretizando el atributo de tiempo y agregando cada unidad como se expresa en la Ecuación (2):

$$\Delta(W)_n = \sum_{DT_0}^{DT_1} WTP_n(DT) \quad (2)$$

Las DCF deben ser monótonamente crecientes, no lineales y convexas con respecto al tiempo de privación (Holguín-Veras et al., 2013). Para estimar los DCF, es necesario especificar una transformación funcional (G) en el atributo de tiempo de privación; se implementó el tipo Box-Cox (Gaudry & Wills, 1978). La transformación de Box-Cox de una variable positiva x es continua para todos los valores del parámetro de potencia τ y se puede definir como (3):

$$x^{(\tau)} = \begin{cases} \frac{(x^\tau - 1)}{\tau}, & \text{si } \tau \neq 0 \\ \log(x), & \text{si } \tau = 0 \end{cases} \quad (3)$$

3.2 Enfoque de modelación

En este artículo estimamos los DCF siguiendo las tres heurísticas que se describen a continuación para identificar la que mejor se adapte al proceso de toma de decisiones de las personas en el contexto de desastres.

3.2.1 Maximización de la utilidad aleatoria (RUM).

Este paradigma asume que los individuos pertenecen a una población homogénea, actúan racionalmente y poseen información perfecta sobre las alternativas disponibles, eligiendo siempre la opción que maximiza su utilidad. La utilidad U_{ni} (Ver Ecuación 4) percibida por un individuo n al elegir la alternativa i , es una medida que se utiliza para agregar todas las características de la alternativa en una sola figura de mérito (McFadden, 1981).

$$U_{ni} = V_{ni} + \varepsilon_{ni} = \sum_k \beta_k x_{ik} + \varepsilon_{ni} \quad (4)$$

donde V_{ni} representa la parte observada de la utilidad capturada por una combinación lineal de coeficientes β_k asociados con k atributos x_k . ε_{ni} se refiere al término de error que representa la parte no observada de la utilidad que se supone que es independiente e idénticamente distribuida (iid) siguiendo una distribución de valor extremo. Corresponde a la formulación más utilizada, denominada modelo Multinomial Logit (MNL) (McFadden, 1973). Dada la distribución supuesta del término de error, la probabilidad de elección de MNL para un modelo RUM se calcula utilizando la Ecuación (5).

$$P_{ni} = \frac{\exp(V_{ni})}{\sum_j \exp(V_{nj})} \quad (5)$$

3.2.2 Minimización del arrepentimiento aleatorio - RRM (Chorus et al., 2008)

El modelo basado en RRM postula que, al elegir entre alternativas, los tomadores de decisiones apuntan a minimizar el arrepentimiento aleatorio de forma anticipada. Esta hipótesis tiene sus raíces en la teoría del arrepentimiento (Bell, 1982; Loomes & Sugden, 1982), en la que el mecanismo de elección equivale a elegir la alternativa que se asocia con el arrepentimiento menos esperado.

El nivel de arrepentimiento aleatorio anticipado está asociado con la alternativa considerada i y está compuesto por un arrepentimiento sistemático R_i y un término de error aleatorio. El término de error representa una heterogeneidad no observada en el arrepentimiento. R_i se define como la suma de todos los arrepentimientos binarios asociados con la comparación de la alternativa considerada con cada una de las otras alternativas en el conjunto de opciones. (Chorus, 2010) propuso una aproximación suavizada del modelo de arrepentimiento como en la Ecuación (6):

$$RR_{in} = \sum_{j \neq i} \sum_m \ln(1 + \exp(\beta_m * [x_{jmm} - x_{imm}])) + \varepsilon_{in} \quad (6)$$

Inspirado por el RUM, en el modelo RRM clásico, el negativo del término de error ε se asume iid tipo I Valor extremo distribuido, lo que resulta en la fórmula logit de forma cerrada para las probabilidades de elección (Ver Ecuación 7):

$$P_{in} = \frac{e^{-R_{in}}}{\sum_j e^{-R_{jn}}} \quad (7)$$

La investigación ha encontrado que la minimización del arrepentimiento es un determinante particularmente importante del proceso de toma de decisiones cuando el tomador de decisiones percibe las opciones como complicadas y relevantes para su bienestar (Pieters & Zeelenberg, 2007).

3.2.3 Utilidad modificada aleatoria (RMU)

Chorus et al. (2013) propuso un marco integrado que establece que, si bien algunos atributos pueden procesarse utilizando la maximización de la utilidad, otros pueden procesarse utilizando otra regla como la minimización del arrepentimiento. Suponiendo que los primeros q atributos se procesan usando RUM, mientras que los atributos $M - q$ restantes se procesan en términos de una regla RRM, la forma RMU para la alternativa i (donde el error aleatorio es idd valor extremo tipo I-distribuido) puede expresarse como en la Ecuación (8):

$$RMU_i = MU_i + \varepsilon_i = \sum_{m=1, \dots, q} \beta_m x_{im} - \sum_{m=q+1, \dots, M} \sum_{j \neq i} \ln\{1 + \exp[\beta_m(x_{jm} - x_{im})]\} + \varepsilon_i \quad (8)$$

Las probabilidades de elección que consideran la maximización de esta función de utilidad modificada a través de alternativas se pueden estimar usando la Ecuación (9):

$$P_i = \frac{\exp(RMU_i)}{\sum_{j=1, \dots, J} \exp(RMU_j)} \quad (9)$$

4. CASOS DE STUDIO

Diseñamos dos encuestas basadas en la revisión de la literatura y las condiciones que pueden afectar la preparación, los planes de respuesta y las privaciones después de los desastres. Las encuestas recopilaron características socioeconómicas de los encuestados, junto con sus elecciones en un conjunto de escenarios de preferencia declarados. Los escenarios contextualizaron a las personas en una situación de desastre en la que su hogar y los suministros disponibles han sido destruidos, lo que los ha llevado a enfrentar la privación de alimentos y agua. Cada individuo respondió nueve escenarios de elección.

Tuvieron que decidir si comprar alguno de los bienes esenciales disponibles (es decir, solo agua, solo alimentos o ambos si era posible), o esperar un poco más hasta que se les proporcionara ayuda de socorro gratuita.

La última opción haría que el individuo ahorrara dinero para otras necesidades, teniendo en cuenta que tenía limitaciones presupuestarias y ya ha experimentado algún tiempo de privación.

El único dinero disponible para los supervivientes era el dinero que llevaban en el bolsillo.

Las encuestas se refieren a dos casos de estudio diferentes. El primer caso fue en Colombia, en el contexto de inundaciones y deslizamientos de tierra. El segundo caso se refiere a un terremoto en Ecuador. Las encuestas se aplicaron en el otoño de 2019. La Tabla 1 muestra los niveles de atributos utilizados en el diseño.

Atributo	Niveles de los atributos (Colombia)	Niveles de los atributos (Ecuador)
Privación actual de agua y comida (hr)	4, 8, 16, 24	4, 8, 16, 24
Espera adicional por ayuda gratis (hr)	4, 8, 12	4, 8, 12
Presupuesto disponible	50000, 60000, 80000, 100000 (COP*)	20, 24, 32, 40 (USD)
Precio del agua	10000, 20000, 30000, 40000 (COP*)	4, 8, 12, 16 (USD)
Precio de la comida	20000, 30000, 40000, 50000 (COP*)	8, 12, 16, 20 (USD)

***1 USD = 3,395 COP**

Tabla 1 – Niveles de los atributos de la encuesta

Se recolectaron 3.474 observaciones en el caso colombiano, pero fueron eliminadas 567 porque estaban incompletas. La encuesta se aplicó en noviembre de 2019 en 5 municipios diferentes de la región caribeña del país: Barranquilla (34%), Cartagena (29%), Manatí (14%), Santa Lucía (13%) y Campo de la Cruz (11%). Esta región se considera propensa a desastres, ya que se ha visto afectada continuamente por desastres de este tipo durante el invierno y la temporada de lluvias del país.

En Ecuador se recolectaron 3.537 observaciones. Se eliminaron 1,227 debido a respuestas incompletas de la encuesta. La encuesta se aplicó en agosto de 2019 en 6 municipios diferentes: Jama (21%), Jipijapa (20%), Pedernales (18%), Esmeraldas (15%), Portoviejo (14%) y Guayaquil (12%). Esta región también se considera propensa a desastres, ya que anteriormente ha sido afectada por terremotos.

Los datos recopilados representan una amplia gama de características socioeconómicas de las poblaciones; el resumen se puede encontrar en la tabla 2.

Variable	Colombia		Ecuador		Variable	Colombia		Ecuador	
	n	%	n	%		n	%	n	%
Edad					Ocupación				
< 18	2	1%	12	3%	Estudiante	28	9%	828	25%
18-25	31	10%	131	35%	Empleado	96	30%	1008	30%
26-40	98	30%	100	27%	Independiente	117	36%	801	24%
41-65	170	53%	114	31%	Ama de casa	37	11%	315	9%
> 65	22	7%	13	4%	Desempleado	10	3%	171	5%
Género					Otro	35	11%	207	6%
Femenino	171	53%	229	62%	Nivel de educación				
Masculino	152	47%	141	38%	Primaria	25	8%	657	20%
Estrato socioeconómico					Bachillerato	103	32%	1161	35%
1 - 2	152	47%	-	-	Técnico	91	28%	27	1%
3 - 4	148	46%	-	-	Universitario	103	32%	1395	42%
5 - 6	23	7%	-	-	Ninguno	1	0%	90	3%
Ingreso					# Personas en el hogar				
Bajo	131	40.6%	250	68%	1	6	2%	153	5%
Medio	191	59.1%	113	31%	2	29	9%	342	10%
Alto	1	0.3%	7	2%	3	70	22%	774	23%
Cabeza de hogar					4	107	33%	837	25%
Si	121	37%	220	59%	5	62	19%	603	18%
No	202	63%	150	41%	>5	49	15%	621	19%

Tabla 2- Estadísticos de la muestra

5. RESULTADOS DE MODELACIÓN

Con los parámetros resultantes de cada formulación, estimamos las WTP para agua, alimentos y un kit de agua / alimentos. También estimamos los DCF correspondientes. A continuación, presentamos los resultados para cada heurística de elección y estudio de caso. Consulte el Apéndice para encontrar el diccionario de variables y las especificaciones del modelo para cada bien y heurística de elección.

5.1 Modelos de elección discreta

La Tabla 3 muestra los resultados de la estimación para el conjunto de datos de Colombia y cada tipo de modelo de elección. Los resultados indican que el costo asociado a los bienes ofrecidos, el presupuesto disponible y el tiempo que las personas están privadas de agua y alimentos son atributos importantes en la decisión de compra.

Además de esperar que los parámetros RUM tengan el mismo signo que los del RRM, es importante notar que los parámetros RUM tienen diferentes interpretaciones en comparación con la formulación RRM. En un modelo RRM, el parámetro resultante representa el cambio

en el arrepentimiento causado por un aumento de una unidad en el valor del atributo de una alternativa no elegida en comparación con el valor del atributo de la opción elegida (Masiero et al., 2019).

En el modelo RMU, la interpretación depende de si el atributo se formula como basado en la utilidad o basado en el arrepentimiento.

Parámetro	RUM		RRM		RMU	
	Estimación	Test t robusto (0)	Estimación	Test t robusto (0)	Estimación	Test t robusto (0)
ASC_{agua}	-0.915	-3.263*	0.974	3.993*	-0.915	-3.263*
ASC_{comida}	-0.094	-0.300	0.160	0.574	-0.094	-0.300
$ASC_{agua\&comida}$	0.923	2.636*	-0.859	-2.718*	0.923	2.636*
$ASC_{ninguno}$	0.000	-	0.000	-	0.000	-
β_{costo}	-0.111	-2.451*	-0.051	-2.620*	-0.111	-2.451*
$\beta_{presupuesto}$	0.089	2.286*	0.048	2.575*	0.089	2.286*
$\beta_{esperaAgua}$	-0.461	-5.456*	-0.231	-5.454*	-0.231	-5.455*
$\beta_{esperaComida}$	-1.363	-8.649*	-0.682	-8.630*	-0.681	-8.648*
λ_{agua}	2.314	17.263*	2.311	17.199*	2.314	17.262*
λ_{comida}	2.471	21.227*	2.472	21.210*	2.471	21.226*
Rho	0.4434	-	0.4433	-	0.4434	-
LL	-2091.57	-	-2091.69	-	-2091.57	-
AIC	4201.15	-	4201.4	-	4201.15	-

Tabla 3 – Parámetros estimados (Colombia) Nota: nivel de confianza *95%

La Tabla 4 muestra los resultados de la estimación para el caso de Ecuador. Al igual que en el contexto colombiano, el costo asociado a la compra de los bienes, el presupuesto disponible y el tiempo de privación resultaron ser atributos importantes en la decisión de compra.

En ambos contextos los signos del costo, los tiempos de espera tanto para el agua como para los alimentos y los parámetros presupuestarios fueron consistentes y esperados. También se encontró que los parámetros λ de la transformación box-cox asociados con el agua y los alimentos en ambos contextos eran significativos, lo que refuerza la naturaleza no lineal de los costos de privación.

Parámetro	RUM		RRM		RMU	
	Estimación	Test robusto (0)	Estimación	Test robusto (0)	Estimación	Test robusto (0)
ASC_{agua}	-1.095	-3.207*	1.224	3.627*	-1.094	-3.208*
ASC_{comida}	-1.722	-5.273*	1.847	5.830*	-1.719	-5.266*
$ASC_{agua\&comida}$	-0.003	-0.008	0.132	0.423	-0.0015	-0.004
$ASC_{ninguno}$	0.000	-	0.000	-	0	-
β_{costo}	-0.032	-3.511*	-0.014	-3.650*	-0.032	-3.517*
$\beta_{presupuesto}$	0.025	2.418*	0.014	2.653*	0.024	2.413*
$\beta_{esperaAgua}$	-1.455	-8.258*	-0.738	-8.196*	-0.728	-8.294*
$\beta_{esperaComida}$	-0.675	-6.234*	-0.338	-6.163*	-0.337	-6.249*
λ_{agua}	1.286	11.386*	1.267	11.056*	1.283	11.395*
λ_{comida}	2.198	14.336*	2.192	14.120*	2.199	14.368*
Rho	0.3217	-	0.3215	-	0.3217	-
LL	-2163.28	-	-2163.68	-	-2163.28	-
AIC	4344.56	-	4345.36	-	4344.56	-

Tabla 4 – Parámetros estimados (Ecuador) Nota: nivel de confianza *95%

Después de comparar los resultados de las tres formulaciones del modelo y ambas muestras, podemos ver que las log-verosimilitudes finales, los indicadores Rho y AIC son prácticamente iguales entre las formulaciones. La literatura respalda que las diferencias en el ajuste del modelo y el rendimiento predictivo entre los modelos RUM, RMU y RRM suelen ser pequeñas (Chorus et al., 2014), lo que también se confirma con nuestros hallazgos. Además, no existe consenso en la literatura sobre qué formulación de modelo proporciona el mejor ajuste, ya que los resultados son diversos. Sin embargo, las implicaciones derivadas de los modelos, como los pronósticos de participación de mercado y las estimaciones de la disposición a pagar, pueden variar sustancialmente (Chorus et al., 2014), como se mostrará a continuación.

5.2 Funciones de costo de privación (DCFs)

Se calcularon los costos de privación generados cada hora para una ventana de tiempo de 36 horas de privación (tiempo sin comer, beber o ambas). Luego, se acumularon los valores para graficar las DCF para cada bien y para cada formulación del modelo. Para calcular los costos de privación se usaron los parámetros resultantes en la sección 5.1 y las especificaciones de cada heurística de elección (ver Apéndice).

La Figura 1 muestra las curvas de costo de privación por privación de agua para ambos contextos estudiados. En general, las curvas RUM arrojan mayores costos de privación en ambos casos para la ventana de tiempo completo analizada, seguida de la estimación de

RRM y finalmente de las estimaciones de RMU. En las primeras horas de privación, los costos asociados tienden a ser similares entre las tres especificaciones, pero se vuelven más diferenciados a medida que aumenta el tiempo de privación. A medida que pasa el tiempo, es más conservador usar RUM dado que arroja estimaciones más altas, lo que sugiere que si las personas maximizan su bienestar, reconocen un valor más alto de su privación. Como se señaló en la sección anterior, se confirma la no linealidad de las DFC (esperada por definición), dados los parámetros de transformación box-cox resultantes (λ). En cada una de las tres heurísticas de elección, los costos de privación estimados resultaron ser más altos en el caso de Ecuador. Este resultado podría explicarse por las diferencias en contextos socioeconómicos, por el tipo de desastre enfrentado, indicadores de percepción, entre otros aspectos, todos los cuales deben ser analizados en profundidad en futuras investigaciones.

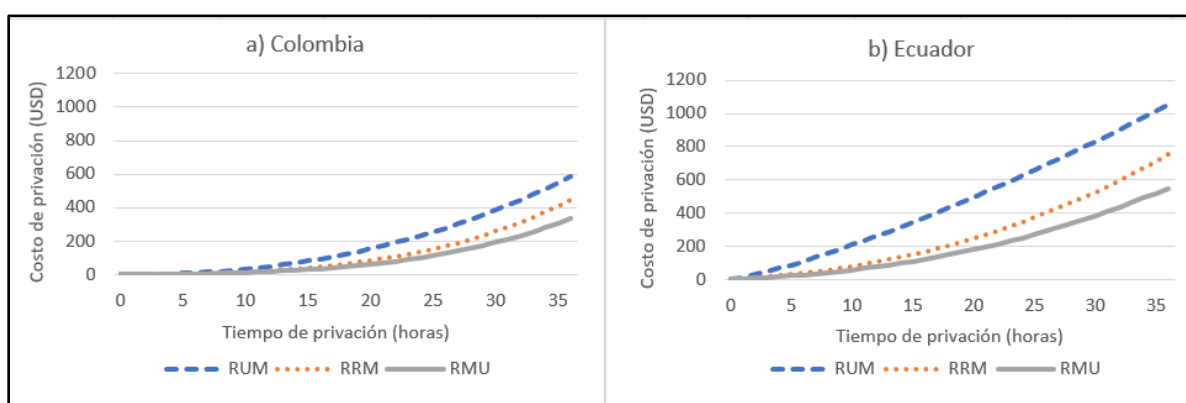


Figura 1 – DCF del agua

La Figura 2 muestra las curvas de costo de privación asociadas con la privación de alimentos para ambos casos de estudio. Aquí, la forma de los DCF es más similar entre los dos contextos y, como se encontró antes, la estimación de RUM siempre arroja costos de privación más altos, seguidos por las estimaciones de RRM y RMU, respectivamente.

Al contrario de lo que sucedió con las estimaciones de agua, los costos de privación son significativamente más altos para la muestra colombiana. Los resultados anteriores sugieren que los colombianos consideran que los alimentos son más críticos que el agua, dada la magnitud de los costos de privación asociados con cada bien analizado. Lo contrario ocurre cuando se analizan las decisiones que toman las personas en Ecuador. Este resultado sugiere que se debe analizar el efecto del tipo de producto, junto con el contexto en el que ocurre el desastre.

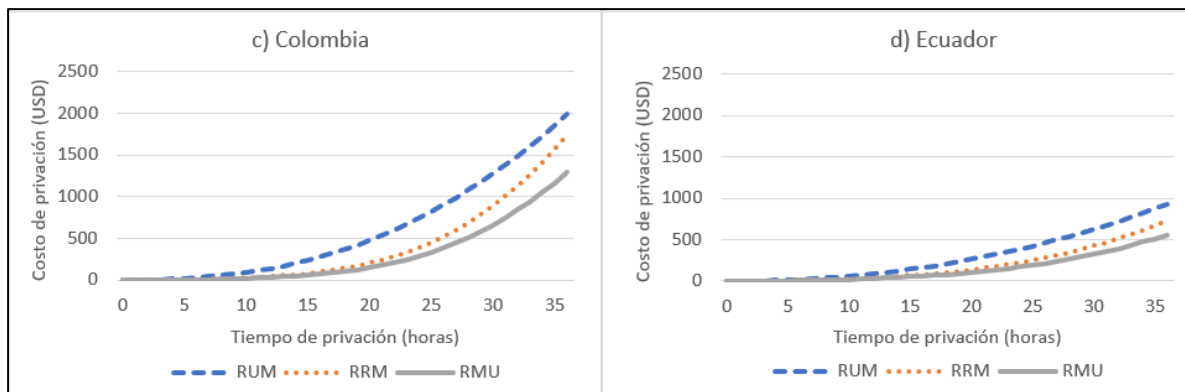


Figura 2- DCF de comida

La Figura 3 muestra las curvas de costo de privación asociadas con la privación de agua y alimentos simultáneamente (como un kit). Considerando que en el presente análisis el efecto de la privación de agua se consideró independiente del efecto de la privación de alimentos, la estimación conjunta del costo de privación de agua y kit de alimentos resultó ser la suma de los costos de privación de agua y comida. En general, las funciones estimadas para el estudio de caso colombiano son un poco más convexas y arrojan valores más altos, lo que confirma que el contexto local juega un papel en la estimación de las funciones de costos de privación. Por lo tanto, no se aconseja la transferibilidad directa de la estimación del DCF, incluso si las áreas en estudio pertenecen a la misma región geográfica (De Vries & Van Wassenhove, 2020), incluso entre países con características socioeconómicas similares.

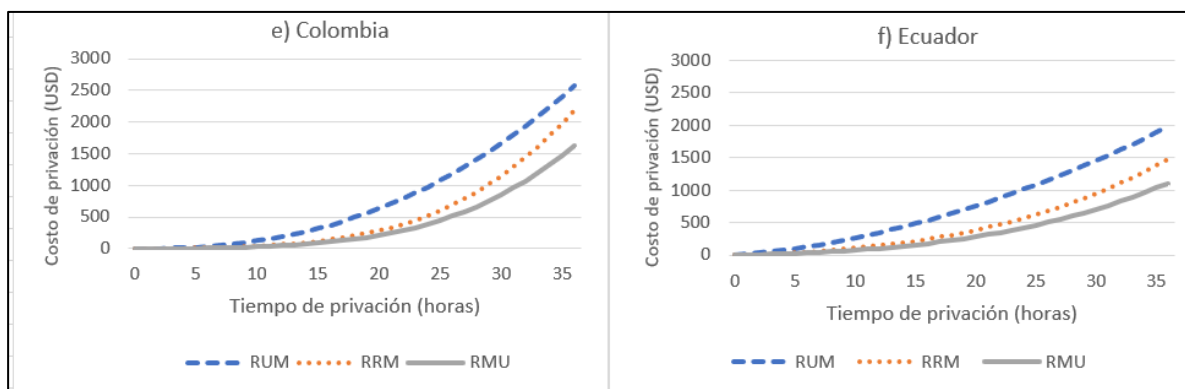


Figura 3- DCF de kit (agua y comida)

6. IMPLICACIONES DE LOS RESULTADOS

Este es el primer estudio que estima DCF para bienes esenciales fuera del contexto colombiano, y el primero en evaluar el efecto que la heurística de elección utilizada puede tener sobre las estimaciones resultantes.

En todos los casos considerados, la estimación basada en la heurística de elección RUM siempre arrojó valores de costo de privación más altos, lo que sugiere que, al menos para la ventana de tiempo analizada y para las condiciones propuestas en este estudio, el uso de esta

heurística de elección sigue siendo la opción más recomendada. Como muestran Holguín-Veras et al. (2013), cuando las funciones de costos de privación sobrestiman los costos del sufrimiento humano, los patrones de entrega de las ayudas están determinados por los valores de los costos de privación, lo que garantiza que todas las personas de la comunidad afectada reciban ayuda.

Al final, una sobreestimación de los costos de privación no cambiará el orden en que se atenderán los puntos de distribución (POD), donde se ubica la población afectada. Sin embargo, dado que los parámetros de los modelos y el ajuste entre las formulaciones eran casi iguales, no hay suficiente evidencia para sugerir qué heurística de elección describe mejor el comportamiento de elección de los individuos. Cabe destacar que los resultados no desacreditan las estimaciones actuales de las funciones de costos de privación, ni sugieren que no sean válidas.

Resultados adicionales de este estudio muestran diferencias significativas en las estimaciones del costo de las privaciones entre los estudios de caso de Colombia y Ecuador, lo que respalda la conclusión de De Vries & Van Wassenhove (2020) de que la rentabilidad de las operaciones de logística humanitaria es muy específica del contexto. Por lo tanto, este estudio confirma empíricamente que la generalización de los resultados es crucial y no se recomienda la transferibilidad directa de la estimación de DCF. Esto plantea grandes desafíos para las organizaciones de socorro, ya que no deben utilizar un DCF para desarrollar planes de distribución de socorro en un país o ubicación geográfica que sea diferente del lugar donde se recopilaban los datos para las estimaciones. Esto agrega una nueva tarea a las organizaciones de ayuda. Si se quieren desarrollar planes equitativos, se necesitan DCFs y, con ello, se deben recopilar y analizar datos para estimarlos.

Además, los resultados sugieren que incluso la percepción de qué bien es más crítico después de los desastres depende del contexto. En el estudio colombiano, la falta de alimentos produce mayores costos de privación que la falta de agua, contrario al estudio ecuatoriano, en el que el agua parecía ser más crítica para los individuos en el contexto analizado.

Finalmente, las funciones de costo de privación estimadas para un kit de alimentos + agua resultaron ser la suma de las funciones de costo de privación para agua y alimentos por separado. Esto confirma empíricamente que, y las funciones se pueden incluir una por una en la misma función objetivo para optimizar el diseño de los planes de distribución de la ayuda.

7. CONCLUSIONES

En este artículo, se utilizaron modelos de elección discreta como método de valoración económica para estimar las funciones de costo de privación de bienes críticos (es decir, agua, alimentos y un equipo que contenga ambos) en el contexto de un desastre. Se diseñó e implementó una encuesta en dos casos de estudio diferentes. Presentamos un conjunto de escenarios de preferencia declaradas que fueron respondidos por personas de Colombia en el contexto de inundaciones y deslizamientos de tierra, y de Ecuador, en el contexto de un terremoto. En cada escenario de elección, las personas tenían que elegir entre comprar agua, comprar alimentos, comprar ambos artículos (si era posible con el presupuesto) o esperar más tiempo para que llegara la ayuda gratuita, dadas algunas limitaciones presupuestarias.

Los modelos de elección se formularon evaluando tres heurísticas de elección: maximización de utilidad aleatoria (RUM), minimización del arrepentimiento aleatorio (RRM) y utilidad modificada aleatoria (RMU). El objetivo fue comparar resultados y analizar cuál refleja mejor el comportamiento de las personas en situaciones de desastre y las diferencias en los costos de privación estimados.

En términos del ajuste de los modelos, los resultados fueron muy similares entre las heurísticas de elección, por lo que no se pueden sacar conclusiones sobre qué mecanismo de elección explica mejor el comportamiento de elección de los individuos. Las diferencias significativas en las estimaciones entre los dos estudios de caso sugieren que las funciones de costos de privación dependen del contexto.

Además, varían en función del bien / oferta analizada. En este estudio, la disposición a pagar por el agua y los alimentos después de un desastre fue bastante diferente en los dos países. En Ecuador, la privación de agua parece ser más crítica que en Colombia. Si bien el resultado anterior podría explicarse en parte porque el experimento colombiano consideró escenarios de inundaciones, al final sugiere que el contexto del desastre podría jugar un papel relevante en el proceso de toma de decisiones.

Los alimentos, por el contrario, fueron valorados casi el doble en el contexto colombiano en comparación con los valores obtenidos para Ecuador.

Además, las diferencias no son solo una cuestión de contexto. Dependiendo del desastre, los costos de privación por producto básico pueden variar ampliamente. Por lo tanto, la investigación adicional debe centrarse en estimar las funciones de costos de privación para diferentes artículos y al mismo tiempo considerar diversos escenarios de desastres.

Los hallazgos también sugieren que, para los contextos estudiados, RUM sigue siendo la opción heurística más recomendada para estimar los DCF. Como se muestra en la literatura anterior (Holguín-Veras et al., 2013), usar este enfoque arroja valores económicos más altos,

y usar una función que sobreestima los costos reales de privación no cambiará el orden en que los puntos de distribución (POD). Por lo tanto, se podrían desarrollar planes de distribución de socorro.

Finalmente, como se muestra en el kit que contiene agua y alimentos, las funciones de costos de privación para múltiples productos no requieren estimaciones complejas. El DCF de cada bien podría incluirse por separado en la misma función objetivo al diseñar planes de distribución de socorro.

Despite the rigor of the research, this study has some limitations. Given this is the first study that proposes DCFs estimations using alternative choice heuristics, the results are not conclusive, and require further research. More research focused on different choice heuristics, critical supplies, and with data collected in various disaster contexts is needed to gather more evidence. Nonetheless, the findings discussed here provide key insights into the choice behavior of individuals after disasters. We empirically confirm that DCFs should not be transferable, as it was found that an individual's willingness to pay varies with the type of supply and the context in which the decision is being made. Studies collecting data in multiple countries and disaster types are recommended for future research to help identify the geographical and socio-economic effects of deprivation cost functions.

A pesar del rigor de la investigación, este estudio tiene algunas limitaciones. Dado que este es el primer estudio que propone estimaciones de DCF utilizando heurísticas de elección alternativas, los resultados no son concluyentes y requieren más investigación. Se necesita más investigación centrada en diferentes heurísticas de elección, suministros críticos y con datos recopilados en varios contextos de desastres para recopilar más evidencia. No obstante, los hallazgos discutidos aquí brindan información clave sobre el comportamiento de elección de las personas después de los desastres. Confirmamos empíricamente que los DCF no deberían ser transferibles, ya que se encontró que la disposición a pagar de un individuo varía con el tipo de suministro y el contexto en el que se toma la decisión. Se recomiendan estudios que recopilen datos en varios países y tipos de desastres para futuras investigaciones a fin de ayudar a identificar los efectos geográficos y socioeconómicos de las funciones de costos de privación.

REFERENCIAS

- BALCIK, B., & SMILOWITZ, K. (2020). Contributions to Humanitarian and Non-profit Operations: Equity Impacts on Modeling and Solution Approaches. In *Women in Industrial and Systems Engineering* (pp. 371–390). Springer, Cham.
- BELL, D. E. (1982). Regret in decision making under uncertainty. *Operations Research*, 30(5), 961–981.

- BEN-AKIVA, M. E., & LERMAN, S. R. (1985). *Discrete choice analysis: theory and application to travel demand*.
- CANTILLO, V., SERRANO, I., MACEA, L. F., & HOLGUÍN-VERAS, J. (2018). Discrete choice approach for assessing deprivation cost in humanitarian relief operations. *Socio-Economic Planning Sciences*, 63, 33–46.
- CHORUS, C. G. (2010). A new model of random regret minimization. *European Journal of Transport and Infrastructure Research*, 10(2), 181–196.
- CHORUS, C. G., ARENTZE, T. A., & TIMMERMANS, H. J. P. (2008). A Random Regret-Minimization model of travel choice. *Transportation Research Part B: Methodological*, 42(1), 1–18
- CHORUS, C. G., ROSE, J. M., & HENSHER, D. A. (2013). Regret minimization or utility maximization: It depends on the attribute. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 40(1), 154–169.
- CHORUS, C., VAN CRANENBURGH, S., & DEKKER, T. (2014). Random regret minimization for consumer choice modeling: Assessment of empirical evidence. *Journal of Business Research*, 67(11), 2428–2436.
- COHEN, R. (2008). Lecciones aprendidas durante desastres naturales: 1970 - 2007. *Rev. Peru. Med. Exp. Salud Publica*, 25(1), 109–117.
- DE VRIES, H., & VAN WASSENHOVE, L. N. (2020). Do Optimization Models for Humanitarian Operations Need a Paradigm Shift? *Production and Operations Management*, 29(1), 55–61.
- DELGADO-LINDEMAN, M., ARELLANA, J., & CANTILLO, V. (2019). Willingness to pay functions for emergency ambulance services. *Journal of Choice Modelling*, 30(June 2018), 28–37.
- GRALLA, E., GOENTZEL, J., & FINE, C. (2014). Assessing trade-offs among multiple objectives for humanitarian aid delivery using expert preferences. *Production and Operations Management*, 23(6), 978–989.
- GUPTA, S., STARR, M. K., FARAHANI, R. Z., & MATINRAD, N. (2016). Disaster Management from a POM Perspective: Mapping a New Domain. *Production and Operations Management*, 25(10), 1611–1637.
- HOLGUÍN-VERAS, J., AMAYA-LEAL, J., CANTILLO, V., VAN WASSENHOVE, L. N., AROS-VERA, F., & JALLER, M. (2016). Econometric estimation of deprivation cost functions: A contingent valuation experiment. *Journal of Operations Management*, 45, 44–56.
- HOLGUÍN-VERAS, J., PEREZ, N., JALLER, M., DESTRO, L., & WACHTENDORF, T. (2010). On the need to reformulate humanitarian logistics modeling. In *Poster Presentation at the 89th Transportation Research Board Annual Meeting*.

- HOLGUÍN-VERAS, J., PÉREZ, N., JALLER, M., VAN WASSENHOVE, L. N., & AROS-VERA, F. (2013). On the appropriate objective function for post-disaster humanitarian logistics models. *Journal of Operations Management*, 31(5), 262–280.
- HU, Z. H., & SHEU, J. B. (2013). Post-disaster debris reverse logistics management under psychological cost minimization. *Transportation Research Part B: Methodological*, 55, 118–141.
- LOOMES, G., & SUGDEN, R. (1982). Regret theory: an alternative theory of rational choice under uncertainty. *The Economic Journal*, 92(368), 805–824.
- MACEA, L. F., AMAYA, J., CANTILLO, V., & HOLGUÍN-VERAS, J. (2018). Evaluating economic impacts of water deprivation in humanitarian relief distribution using stated choice experiments. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 28(March), 427–438.
- MACEA, L. F., CANTILLO, V., & ARELLANA, J. (2018). Influence of attitudes and perceptions on deprivation cost functions. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 112(February), 125–141.
- MASIERO, L., YANG, Y., & QIU, R. T. R. (2019). Understanding hotel location preference of customers: Comparing random utility and random regret decision rules. *Tourism Management*, 73(April 2018), 83–93.
- MCFADDEN, D. (1981). *Econometric Models of Probabilistic Choice. Structural Analysis of Discrete Data with Econometric Applications*, (198272). Retrieved from <https://elsa.berkeley.edu/~mcfadden/discrete/ch5.pdf>
- MCFADDEN, D. (1973). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. *Frontiers in Econometrics*.
- PÉREZ-RODRÍGUEZ, N., & HOLGUÍN-VERAS, J. (2016). Inventory-Allocation distribution models for postdisaster humanitarian logistics with explicit consideration of deprivation costs. *Transportation Science*, 50(4), 1261–1285.
- PIETERS, R., & ZEELLENBERG, M. (2007). A theory of regret regulation 1.1. *Journal of Consumer Psychology*, 17(1), 29–35.
- SECRETARIA DE GESTION DE RIESGOS. (2016). Informe de situación N°65. Retrieved from <https://www.gestionderiesgos.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2016/05/Informe-de-situación-n°65-especial-16-05-20161.pdf>
- SHAO, J., WANG, X., LIANG, C., & HOLGUÍN-VERAS, J. (2020). Research progress on deprivation costs in humanitarian logistics. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 42(September 2019), 101343.
- WANG, X., WANG, X., LIANG, L., YUE, X., & VAN WASSENHOVE, L. N. (2017). Estimation of deprivation level functions using numerical rating scale. *Production and Operations Management*.

ANEXO

Definición de las variables y notación

Variable	Descripción	Variable	Descripción
ASC_a	Constante específica del agua	β_p	Parámetro del presupuesto
ASC_c	Constante específica de la comida	$Pres_a$	Presupuesto disponible luego de comprar agua
$ASC_{a\&c}$	Constante específica del kit (agua y comida)	$Pres_c$	Presupuesto disponible luego de comprar comida
ASC_n	Constante específica de no comprar	$Pres_{a\&c}$	Presupuesto disponible luego de comprar agua y comida
β_c	Parámetro del costo	$Pres_n$	Presupuesto disponible luego de no comprar. Igual al presupuesto total
$Cost_a$	Costo del agua	β_{ea}	Parámetro de la espera por agua
$Cost_c$	Costo de la comida	β_{ec}	Parámetro de la espera por comida
$Cost_{a\&c}$	Costo del kit de agua y comida	Esp_{actual}	Tiempo de privación actual: tiempo que llevan sin comer ni beber
$Cost_n$	Costo de no comprar. Definido como cero	Esp_{adi}	Tiempo adicional de privación que deben esperar para recibir ayuda gratuita
λ_a	Parámetro box cox para el tiempo de privación del agua	λ_c	Parámetro box cox para el tiempo de privación de la comida

Formulación de los modelos

RUM	Agua (a)	$V_a = ASC_a + \beta_c * Cost_a + \beta_p * Pres_a + \beta_{ea} * \frac{Esp_{actual}^{\lambda_a - 1}}{\lambda_a} + \beta_{ec} * \frac{Esp_{adi}^{\lambda_c - 1}}{\lambda_c}$
	Comida (c)	$V_c = ASC_c + \beta_c * Cost_c + \beta_p * Pres_c + \beta_{ec} * \frac{Esp_{actual}^{\lambda_c - 1}}{\lambda_c} + \beta_{ea} * \frac{Esp_{adi}^{\lambda_a - 1}}{\lambda_a}$
	Agua y Comida (a&c)	$V_{a\&c} = ASC_{a\&c} + \beta_c * Cost_{a\&c} + \beta_p * Pres_{a\&c} + \beta_{ec} * \frac{Esp_{actual}^{\lambda_c - 1}}{\lambda_c} + \beta_{ea} * \frac{Esp_{actual}^{\lambda_a - 1}}{\lambda_a}$
	Ninguno (n)	$V_n = ASC_n + \beta_{ec} * \frac{Esp_{adi}^{\lambda_c - 1}}{\lambda_c} + \beta_{ea} * \frac{Esp_{adi}^{\lambda_a - 1}}{\lambda_a}$

RRM	Agua (a)	$ \begin{aligned} V_a = & ASC_a + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_c - Cost_a))) + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_{a\&c} - Cost_a))) + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_a - Cost_a))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_c - Pres_a))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_{a\&c} - Pres_a))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_a - Pres_a))) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ea} * \left(\frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}\right)\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ea} * \left(\frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}\right)\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ea} * \left(\frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}\right)\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ec} * \left(\frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}\right)\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ec} * \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ec} * \left(\frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}\right)\right)\right) \end{aligned} $
RRM	Comida (c)	$ \begin{aligned} V_c = & ASC_c + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_a - Cost_c))) + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_{a\&c} - Cost_c))) + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_a - Cost_c))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_a - Pres_c))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_{a\&c} - Pres_c))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_a - Pres_c))) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ea} * \left(\frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}\right)\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ea} * \left(\frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}\right)\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ea} * \left(\frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}\right)\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ec} * \left(\frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}\right)\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ec} * \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}\right)\right) + \log\left(1 + \exp\left(\beta_{ec} * \left(\frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}\right)\right)\right) \end{aligned} $

	<p>Agua y Comida (a&c)</p>	$ \begin{aligned} V_{a\&c} = & ASC_{a\&c} + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_a - Cost_{a\&c}))) + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_c - Cost_{a\&c}))) + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_a - Cost_{a\&c}))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_a - Pres_{a\&c}))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_c - Pres_{a\&c}))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_a - Pres_{a\&c}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ea} * (\frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ea} * (\frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ea} * (\frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ec} * (\frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ec} * (\frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ec} * (\frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ec} * (\frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}))) \end{aligned} $
	<p>Ninguno (n)</p>	$ \begin{aligned} V_n = & ASC_n + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_a - Cost_n))) + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_c - Cost_n))) + \log(1 + \exp(\beta_c * (Cost_{a\&c} - Cost_n))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_a - Pres_n))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_c - Pres_n))) + \log(1 + \exp(\beta_p * (Pres_{a\&c} - Pres_n))) + \log(1 + \exp(\beta_{ea} * (\frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ea} * (\frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ea} * (\frac{Espact^{\lambda_a-1}}{\lambda_a} - \frac{Espadi^{\lambda_a-1}}{\lambda_a}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ec} * (\frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ec} * (\frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ec} * (\frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}))) + \log(1 + \exp(\beta_{ec} * (\frac{Espact^{\lambda_c-1}}{\lambda_c} - \frac{Espadi^{\lambda_c-1}}{\lambda_c}))) \end{aligned} $

