



UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA

Planteamiento de un modelo de focalización para población vulnerable con inseguridad alimentaria en el Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín, basado en Teoría de Respuesta al Ítem (TRI).

Carlos Andrés Agudelo Agudelo

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Departamento de Estadística
Medellín, Colombia
2024

Planteamiento de un modelo de focalización para población vulnerable con inseguridad alimentaria en el Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín, basado en Teoría de Respuesta al Ítem (TRI).

Carlos Andrés Agudelo Agudelo

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Magister en Ciencias Estadística.

Director:
Freddy Hernández Barajas
Doctor en Ciencias Estadística

Línea de Investigación:
Modelos Psicométricos

Universidad Nacional de Colombia
Facultad de Ciencias, Departamento de Estadística
Medellín, Colombia
2024

Cuanto más ignorante es el hombre, más obediente es y mayor y más absoluta la confianza que pone en quien lo dirige.

Pierre Joseph Proudhon.

Agradecimientos

A Dios que con tanta bondad me ha regalado todo lo que tengo.

A mi esposa que fue mi mayor motivación para continuar con este proyecto académico.

A mi hija hermosa, la persona que compartió conmigo la mesa de estudio, ella con sus dibujos, sumas, restas y sus ocurrencias, fue mi compañía durante todo el tiempo.

Resumen

Esta tesis se basa en el planteamiento de un modelo de focalización para la población vulnerable con inseguridad alimentaria en el Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín, específicamente en la Comuna 2 – Santa Cruz. El objetivo principal es mejorar el proceso de selección de los beneficiarios con el fin de optimizar la ejecución de los recursos públicos y mejorar la calidad de vida de las personas en situación de pobreza extrema e inseguridad alimentaria. El estudio utiliza la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI) para validar la pertinencia de la aplicación de la Escala Latinoamericana y Caribeña de Seguridad Alimentaria (ELCSA) en los candidatos a los diferentes proyectos sociales. Por último, se aplican modelos de regresión logística y se evalúa la exactitud de estos.

Palabras clave: Teoría de respuesta al ítem (TRI), Modelos de regresión logística, Modelo de Rasch, Matriz de confusión, Focalización para población vulnerable.

Abstract

Approach of a classification model for the vulnerable population with food insecurity in the Special District of Science, Technology, and Innovation of Medellin, based on Item Response Theory (IRT).

This thesis is based on the approach of a classification model for the vulnerable population with food insecurity in the Special District of Science, Technology, and Innovation of Medellin, specifically in Commune 2 – Santa Cruz. The main objective is to improve the beneficiary selection process in order to optimize the execution of public resources and improve the life quality of people in extreme poverty situation and food insecurity. The study uses Item Response Theory (IRT) to validate the relevance of the application of the Latin American and Caribbean Food Security Scale (ELCSA) in the postulates of different social projects. Finally, logistic regression models are applied, and their accuracy is evaluated.

Keywords: Item response theory (IRT), Logistic regression models, Rasch model, Confusion matrix, Classification for vulnerable population.

Contenido

Agradecimientos	vii
Resumen	ix
1 Introducción	1
2 Marco teórico	4
2.1 Consideraciones sobre la psicometría	4
2.1.1 Teoría clásica de los test (TCT)	6
2.1.2 Teoría de respuesta al ítem (TRI)	6
2.1.3 Coeficiente alfa de Cronbach (α)	10
2.2 Modelos de regresión logística	12
2.2.1 Regresión logística binomial	13
2.2.2 Regresión logística multinomial	14
2.3 Paquetes de R para aplicar TRI y regresión logística	14
2.3.1 Paquete <code>irt</code>	15
2.3.2 Paquete <code>eRm</code>	16
2.3.3 Paquete <code>ltm</code>	17
2.3.4 Paquete <code>nnet</code>	19
3 Análisis exploratorio de datos - EDA	21
3.1 Recolección de datos	21
3.2 Validación de datos	22
3.3 Método de selección y priorización	23
3.4 Análisis exploratorio	24
4 Validación de la encuesta ELCSA mediante la TRI	35
4.1 Coeficiente alfa de Cronbach (α)	35
4.2 Aplicación del modelo logístico de un parámetro (ML1P) - Modelo de Rasch	37
4.3 Aplicación del modelo logístico de dos parámetros (ML2P)	41
5 Modelos de regresión logística	44
5.1 Modelo de regresión logística binaria	44
5.2 Modelo de regresión logística multinomial	49

5.3	Evaluación de los modelos propuestos	55
5.3.1	Matriz de confusión	55
5.3.2	Matriz de confusión para el modelo de regresión logística binaria . . .	58
5.3.3	Matriz de confusión para el modelo de regresión logística multinomial	58
5.3.4	Comparación de resultados	59
5.3.5	Modelo final propuesto	59
6	Conclusiones y recomendaciones	61
6.1	Conclusiones	61
6.2	Recomendaciones	62
	Bibliografía	64

1 Introducción

La Planeación Local y el Presupuesto Participativo surgieron en los municipios brasileros de Vitoria, Vila Velha y Ubelandia como respuesta a los movimientos sociales de la década del setenta, los cuales reclamaban mejoras en la calidad de vida y el control de los recursos públicos municipales. Desde que la municipalidad de Porto Alegre (Brasil) retomó el Presupuesto Participativo en 1989 y logró hacerlo público, y que se reconociera a nivel internacional como buenas prácticas de gobierno, se ha producido una expansión inusitada de su metodología en diversas ciudades del mundo, con especial énfasis en América Latina, en consonancia con la demanda de organismos internacionales por la superación de problemas de corrupción e ineficacia de las administraciones municipales en la gestión pública y en la reducción de la pobreza (Gómez Hernández, 2007).

Anualmente, cada una de las dependencias del Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín, responsables de ejecutar el Presupuesto Participativo, deben seleccionar la población objeto de valor (población vulnerable) de acuerdo al enfoque de sus programas misionales, con el propósito de realizar una intervención en las personas que realmente necesitan asistencia debido al nivel de vulnerabilidad. No obstante, este proceso se dificulta por tres aspectos: el primero es el volumen de población a encuestar debido a que dentro de los costos cargados al proyecto no se establecen rubros para la recolección total de la información. El segundo, corresponde a los instrumentos empleados para la caracterización de posibles beneficiarios, llegando a resultar repetitivos y poco asertivos. En cuanto al tercer aspecto, se identifica la facilidad con la que se pueden alterar los resultados de la clasificación de vulnerabilidad dada la subjetividad del proceso en el que interviene el beneficiario como fuente primaria de información.

Según la CEPAL (1995), la mayoría de los países de América latina y el Caribe destinan una importante cantidad de recursos para la realización de políticas sociales, pero cuando se analizan los resultados de esa inversión, es posible inferir que los recursos no favorecen a los pobres, o al menos, no en la proporción y profundidad que pudiera esperarse. Es por esto, que el gran objetivo es atender la población que realmente lo requiera, y en consecuencia las administraciones públicas deben establecer un modelo de priorización que permita seleccionar las personas realmente vulnerables con el fin de optimizar la ejecución del erario y apostar por el mejoramiento en la calidad de vida de las personas, realizando una correcta focalización, y en efecto, la eficacia en este proceso se debe cimentar sobre los principios

de la gobernanza, tales como: la horizontalidad, la cooperación entre los involucrados, la transparencia y la rendición de cuentas (Kooiman & Jentoft, 2009), y en consecuencia los diferentes actores (beneficiarios, entidades públicas y privadas, entes de control del estado, veedurías ciudadanas) contribuyen al control de los actos de la administración pública, utilizando criterios objetivos y claros.

Con esta investigación se busca establecer un modelo de priorización que permita seleccionar las personas realmente vulnerables con el fin de optimizar la ejecución de los recursos públicos, intervenir la población con pobreza extrema y apostar por el mejoramiento en la calidad de vida de las personas, realizando una correcta focalización. Para el estudio se partirá de las bases de datos de las familias (inscritas al proyecto de presupuesto participativo) caracterizadas por el Equipo de seguridad Alimentaria y Nutricional, a las cuales se les ha levantado una línea base y aplicado la Escala Latinoamericana y Caribeña de Seguridad Alimentaria (ELCSA), que es un instrumento que forma parte de los métodos cualitativos, o basados en la experiencia, para medir la seguridad alimentaria en el hogar (Segall Corrêa et al., 2012), con el objetivo de mejorar su aplicabilidad partiendo de la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI).

La metodología va a estar sustentada mediante la Psicometría, que es la disciplina de la Psicología en la que se basan los procesos de medición: el diseño, la construcción, el ajuste y la puesta en marcha de pruebas psicológicas, así como los aspectos éticos de su aplicación (Gallo, 2018). Específicamente plantea el diseño mediante la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI) donde un modelo matemático describe la probabilidad de que un examinado responda correctamente a un ítem en función de su nivel de habilidad en el constructo medido por el ítem. La TRI se basa en la idea de que los ítems de prueba no son simplemente preguntas con respuestas correctas o incorrectas, sino que son medidas de un constructo latente, como la inteligencia, el conocimiento, la aptitud o la actitud.

El objetivo principal de este trabajo es hacer una clasificación de la población vulnerable para los proyectos misionales del Distrito, en consecuencia se espera mejorar de manera positiva las quejas y denuncias de la población que vigila el correcto funcionamiento y la inversión de los recursos públicos. Dicho de otro modo, una de las falencias y riesgos que actualmente se materializan constantemente en la operación de los programas de inversión social, es la cantidad de PQRSD (Peticiónes, Quejas, Reclamos, Sugerencias y Denuncias) requeridas, denunciando e informando personas que no cumplen con criterios de selección, y es aquí donde se visualiza la mejora en el proceso, garantizando a la comunidad, a las veedurías ciudadanas, al Consejo Comunal o Corregimental de Planeación — CCCP, y a los entes de control, la confiabilidad de la solución propuesta.

De forma esquemática, el objetivo de este trabajo final de maestría se puede ilustrar en la **Figura 1-1**. Inicialmente, se toma una muestra, se les aplica un cuestionario general y la en-

cuesta ELCSA. Posteriormente, con la ELCSA validada, se construye el modelo TRI a partir de la dificultad de los ítems, generando un nuevo puntaje para la selección de los individuos que cumplen con los criterios. Por último, se ingresan las variables de las preguntas generales y el nuevo puntaje ELCSA al modelo de regresión logística y se realiza la clasificación de los posibles beneficiarios

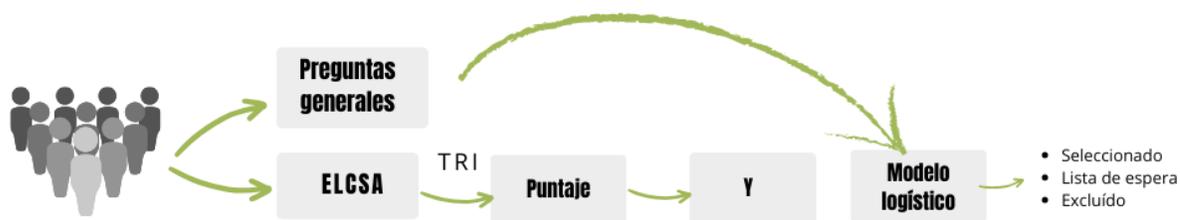


Figura 1-1: Modelo a entrenar.

Todos los elementos mostrados en la **Figura 1-1** van a ser desarrollados en profundidad en los próximos capítulos de este documento.

Es relevante destacar que el autor de la presente investigación desempeñó un papel activo como integrante del Comité de Seguridad Alimentaria durante el período comprendido entre los años 2011 y 2023, bajo el cargo de Coordinador de sistemas de información y monitoreo. Su participación activa en dicho comité otorga a este estudio una perspectiva única y fundamentada en la comprensión directa de las complejidades y desafíos inherentes al proceso de focalización de población vulnerable con inseguridad alimentaria.

2 Marco teórico

A través de este capítulo el lector encontrará definiciones y consideraciones importantes sobre la psicometría, la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI), Modelos logísticos, Modelo de regresión logística y todo lo referente a la base de datos sobre la cual se realizó el soporte de la investigación; se discutirán los principales conceptos y métodos relacionados para solucionar el problema propuesto, con el fin de entregar un panorama claro y conciso a las personas que se acerquen al documento y en síntesis, puedan interpretar completamente el contenido del trabajo de grado.

2.1. Consideraciones sobre la psicometría

La psicología se presenta como una ciencia joven, concebida como tal hace unos 137 años, teniendo como punto de partida la fundación del primer laboratorio de psicología experimental en la ciudad de Leipzig (Alemania), donde los primeros psicólogos intentaban explicar fenómenos como la sensación y la percepción, a través de complejos artificios que simplificaban considerablemente estos procesos. El estudio de la psicología se centraba básicamente en la medición de los procesos básicos en las personas. En la misma línea, es inherente que la medición ocupa un lugar preponderante en cualquier ciencia, solo basta que el lector reflexione por un momento sobre su importancia; la medición proporciona un sentido de realidad y conocimiento del fenómeno de estudio que no puede ser conseguido de otra manera (Pérez, 2019).

En efecto, la psicometría es la rama de la psicología que se ocupa de la medición de las características psicológicas y las capacidades cognitivas. Esta disciplina nació en el siglo XIX con dos claros objetivos. Por un lado, el de implantar una metodología científica en el estudio de la mente: una tarea compleja, dado el carácter intangible de los constructos mentales como la inteligencia, la personalidad o las emociones. Por otro lado, encontrar la correlación entre los estímulos externos e internos y la respuesta humana, que definen las diferencias individuales.

Sartes & Souza-Formigoni (2013) indican que el uso de instrumentos y pruebas psicométricas representan una forma importante de evaluación objetiva de los fenómenos, razón por la cual están ganando mucho terreno actualmente, y esto se debe, en parte, a que permiten

establecer una referencia que puede reducir los sesgos subjetivos de percepción y juicio del técnico examinador, siempre que tenga completo dominio y conocimiento de su aplicación e interpretación

UNIR (2023) destaca que la finalidad de la psicometría es la medición de los constructos mentales a través de pruebas y test, dichos constructos tienen que ser traducidos en puntuaciones. A partir de estos resultados, el evaluador puede elaborar las teorías explicativas del comportamiento humano. En el proceso de convertir los resultados en principios psicológicos, los expertos en psicometría se sirven del análisis estadístico matemático.

Consecuentemente, medir la respuesta psicológica es complicado, sobre todo si tenemos en cuenta las variables que pueden afectar al sujeto durante la realización de la prueba. El agotamiento del sujeto, los sesgos culturales, el propio orden de los ítems del test o las respuestas por azar son factores que podrían contaminar los resultados. No obstante, con el fin de asegurar la fiabilidad y validez de dichas pruebas, surgió un movimiento en psicometría conocido como la teoría de los test.

La primera teoría denominada Teoría clásica de los TEST (TCT) o modelo clásico, la estableció el psicólogo Spearman a principios del siglo pasado. Este modelo establecía, como resultado real de la aplicación de los test, la suma entre las puntuaciones verdaderas obtenidas por el sujeto durante la prueba y la variable error, que se considera conformada por un compuesto de factores no controlados en el procedimiento de medición o que no tienen que ver con el objetivo de la misma (Cervantes, 2005).

Tras este primer modelo, surgió una nueva teoría elaborada por el matemático Rasch en los años sesenta y que, hoy por hoy, se toma como referencia en el diseño de los test: es la denominada Teoría de respuesta al ítem (TRI). Este marco referencial establece una relación probabilística no lineal y aditiva, entre el rasgo que mide el ítem y la presencia de ese rasgo en el sujeto. Por lo tanto, a la hora de elaborar las escalas y test es de vital importancia tanto la muestra de la población seleccionada como el valor de los ítems.

Velarde & Torres-Ramos (2023) resaltan que la TCT y TRI tienen como objetivo estimar el error que cometemos al medir ciertas variables de naturaleza psicológica. Ello lo consiguen mediante la formulación de un modelo matemático que, como todo modelo, se asienta en una serie de hipótesis. De acuerdo con Muñoz & Fonseca-Pedrero (2019), la TRI surge como un nuevo enfoque en la teoría de las pruebas que permite superar algunas de las limitaciones de la TCT.

2.1.1. Teoría clásica de los test (TCT)

Para Arrimada (2022), la Teoría Clásica de los Test (TCT) se centra especialmente en el logro de la mayor exactitud de la medida posible o, en su lugar, si no fuera posible, obtener la determinación precisa acerca del error de medición, siendo ese el motivo por el que también se conoce como “teoría del error de medición”. Además, la TCT es una teoría que se utiliza en el campo de la psicometría con el fin de hacer una explicación lo más exhaustiva que sea posible en cada caso acerca de la forma en que partiendo de un valor de test medido de una persona se podría llegar a concluir el valor verdadero del rasgo de personalidad o de la manifestación característica de una persona o aptitud que se pretende medir.

Por otra parte, dentro de las teorías de los tests también se incide en el modo de evaluar la calidad de estos, así como también en la manera de depurarlo con el fin de reducir al mínimo el error. Por ello es importante tener muy presentes dos conceptos a la hora de estudiar la teoría clásica de los test: la fiabilidad y la validez.

- La fiabilidad, de acuerdo con las teorías de los test, es la estabilidad o la consistencia de las medidas en el caso de que se repita el proceso de medición. En otras palabras, sería la exactitud o la confiabilidad, suponiendo que no hubiera errores de medición, con la que un test es capaz de determinar el valor verdadero. No obstante, la fiabilidad únicamente se puede estimar, ya que no se conocen los valores verdaderos.
- Por otro lado, la validez es el grado en que la teoría y la evidencia empírica secundan la interpretación de las puntuaciones de los test. Dicho de otro modo, diríamos que la validez es la capacidad que un instrumento posee para cuantificar de manera correcta o adecuada y significativa el rasgo medido para el que había sido diseñado.

2.1.2. Teoría de respuesta al ítem (TRI)

Hambleton & Jones (1993) definen la TRI como una área estadística que relaciona el desempeño de un individuo examinado con el trazo o rasgo latente (habilidad cognitiva) y las características de los ítems de la encuesta. En general, los modelos de variables latentes (variables que no se observan), son modelos de regresión multivariantes que encadenan una variable respuesta con otra no observada (Rizopoulos, 2007). Similarmente, Matas-Terron et al. (2010) muestran que entre las respuestas del individuo observado y el rasgo o habilidad, existe una relación no lineal, que se puede expresar en términos probabilísticos, y posteriormente el conjunto de cálculos que se aplican a estos, definen los distintos modelos TRI y sus resultados. En la actualidad, se hace uso de la TRI, para conseguir medidas invariantes respecto de los sujetos medidos y de los instrumentos utilizados (Muñiz Fernández et al., 2010).

Roldán & Martín (2020) mencionan que los modelos estadísticos que vinculan variables observables (también llamadas manifiestas) de tipo categóricas con variables no observables (llamadas latentes), de tipo continuas, se denominan Modelos de Rasgos Latentes. Estos modelos han sido desarrollados bajo el contexto de la TRI y se utilizan para el análisis de datos de variables manifiestas obtenidas en procesos de evaluación donde lo que se intenta medir es subyacente a estas variables y, en consecuencia, es una variable latente. Los modelos de la TRI admiten diversas formulaciones de acuerdo a la función matemática que se adopte para modelar la probabilidad de respuesta correcta.

Para el objeto de estudio se va a partir de un modelo TRI unidimensional, donde se asume que la respuesta de un individuo a un ítem resulta de la interacción de los parámetros del ítem y un único trazo latente de cada encuestado. El modelo TRI unidimensional se describe de forma general según Reckase (2009) como:

$$P(Y = y|\theta) = h(\theta, \xi_j, y), \quad (2-1)$$

donde Y corresponde a las respuestas de un individuo a los ítems de la prueba, y que puede tomar dos valores, 1 si es correcta y 0 en caso contrario; h representa la función que describe la relación entre los parámetros del modelo y la probabilidad de respuesta del individuo y ξ_j corresponde al vector de parámetros de los ítems de la prueba (Díaz Pedraza, 2018).

En síntesis, se considera un grupo de I individuos encuestados, cada uno con un trazo latente o habilidad θ_i para $i = 1, 2, 3, \dots, I$, a los que se les aplica la prueba con j ítems bajo los supuestos de la TRI. Mojica Macías (2017) menciona que según el modelo TRI, el interés recae en determinar la probabilidad de que el individuo i responda acertadamente al ítem j bajo el trazo latente correspondiente.

Dentro de las ventajas que presenta la TRI, Matas-Terron et al. (2010) resaltan:

- No es obligatorio especificar la distribución de los datos, por ejemplo, garantizar normalidad.
- Invarianza de los parámetros de los ítems respecto a la muestra que se usa. Es decir, que los parámetros del ítem no cambian aunque las personas que contesten sean distintas (independencia entre los diferentes individuos encuestados).
- Invarianza del parámetro del rasgo del sujeto respecto al instrumento utilizado para estimarlo. Es decir, que el nivel de habilidad de la persona no depende del test.
- La TRI permite obtener un indicador de la precisión de las estimaciones para niveles concretos.

No obstante, la TRI está fundamentada bajo unos supuestos básicos que exige el modelo de rasgo latente y que se resumen básicamente en:

- Se asume la existencia de una variable no observada (variable latente).
- Unidimensionalidad, implica que los ítems de la prueba miden solo un rasgo.
- Independencia entre individuos observados.

En la TRI se tienen tres modelos distintos en función del número de parámetros que se estiman:

- **Modelo logístico de un parámetro (ML1P)**. También llamado Modelo de Rasch (el modelo fue propuesto por el matemático danés Georg Rasch en 1960); en este modelo se estima la dificultad del ítem.
- **Modelo logístico de dos parámetros (ML2P)**. Se estima la dificultad y la discriminación del ítem.
- **Modelo logístico de tres parámetros (ML3P)**. Se estima la dificultad, la discriminación y el pseudo azar o adivinación de ítem.

Modelo logístico de un parámetro (ML1P) - Modelo de Rash

$$P_j(\theta_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\theta_i - b_j)}}, \quad \text{con } i = 1, 2, \dots, I \text{ y } j = 1, 2, \dots, J, \quad (2-2)$$

donde:

$P_j(\theta_i)$: Probabilidad de que un individuo i seleccionado al azar con habilidad θ_i responda el ítem j correctamente.

θ_i : Parámetro del trazo latente para el individuo i .

b_j : Parámetro de dificultad del ítem j .

El parámetro de dificultad b_j se entiende como la complicación de resolver correctamente un ítem con un cierto nivel de habilidad. Para este caso, que son variables dicotómicas, el individuo i tiene una probabilidad de 50% de responder un ítem j correctamente.

Modelo logístico de dos parámetros (ML2P)

$$P_j(\theta_i) = \frac{1}{1 + e^{-a_j(\theta_i - b_j)}}, \quad \text{con } i = 1, 2, \dots, I \text{ y } j = 1, 2, \dots, J, \quad (2-3)$$

donde:

$P_j(\theta_i)$: Probabilidad de que un individuo i seleccionado al azar con habilidad θ_i responda el ítem j correctamente.

θ_i : Parámetro del trazo latente para el individuo i .

b_j : Parámetro de dificultad del ítem j .

a_j : Parámetro de discriminación del ítem j .

Este es un modelo utilizado para analizar datos que se centran en el nivel de dificultad y los parámetros discriminatorios de las preguntas. El parámetro de discriminación se usa para evaluar la capacidad de un ítem al tratar de categorizar los individuos que poseen habilidades altas y los que tiene habilidades bajas. El valor de la discriminación se mide a partir de la iteración o repetición de las puntuaciones del participante para cada elemento que se encuesta.

Modelo logístico de tres parámetros (ML3P)

$$P_j(\theta_i) = P(Y_{ij} = 1 | \theta_i, a_j, b_j) = c_j + \frac{(1 - c_j)}{1 + e^{-a_j(\theta_i - b_j)}}, \quad \text{con } i = 1, 2, \dots, I \text{ y } j = 1, 2, \dots, J, \quad (2-4)$$

donde:

$P_j(\theta_i)$: Probabilidad de que un individuo i seleccionado al azar con habilidad θ_i responda el ítem j correctamente.

Y_{ij} : Es la respuesta del individuo i al ítem j .

$Y_{ij} = 1$: Si el individuo i responde correctamente al ítem j .

θ_i : Parámetro del trazo latente para el individuo i .

b_j : Parámetro de dificultad del ítem j .

a_j : Parámetro de discriminación del ítem j .

c_j : Parámetro de adivinación del ítem j . Es la probabilidad de respuesta correcta de un individuo al escogido al azar.

En la **Figura 2-1**, se resumen los 3 modelos logísticos en función del número de parámetros que se estiman, realizando una analogía con 3 herramientas (gafas de aumento, lupa y microscopio) que permiten aumentar la capacidad de observación de objetos pequeños (agrandando la imagen) para identificar a fondo sus particularidades (rasgos del individuo).

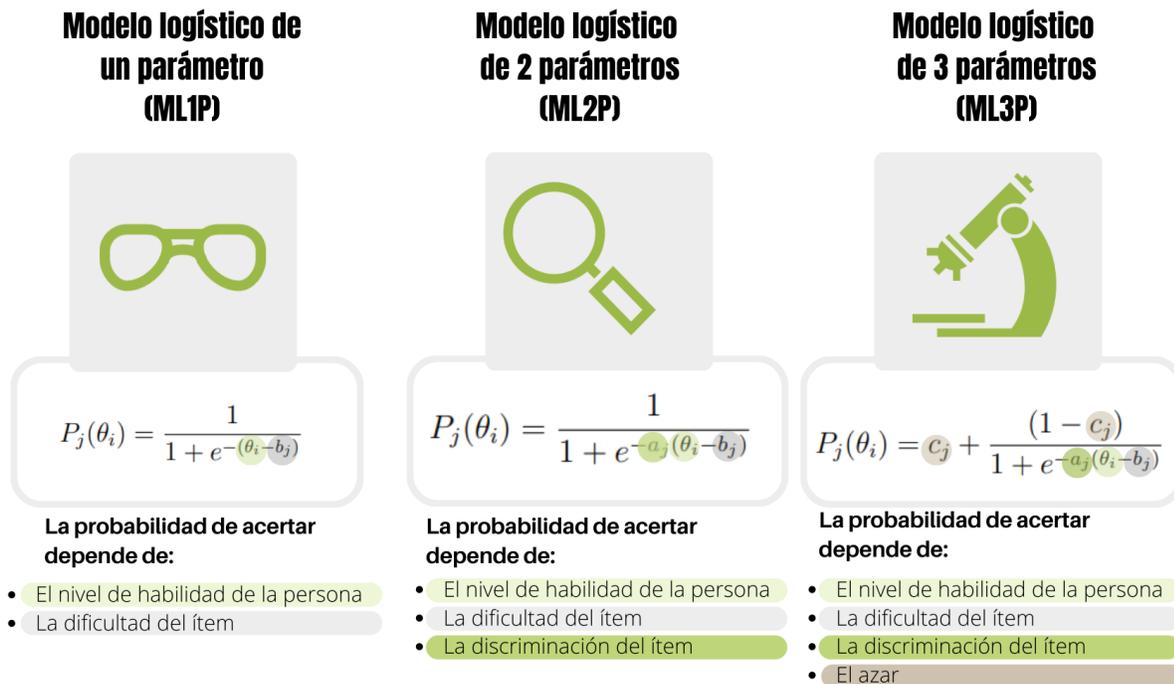


Figura 2-1: Analogía de Modelos Logísticos TRI.

2.1.3. Coeficiente alfa de Cronbach (α)

Como indican Toro et al. (2022), el coeficiente alfa de Cronbach fue propuesto en 1951 por Lee J. Cronbach, para medir la confiabilidad de un instrumento. Se calcula a partir de la varianza de los ítems individuales y de la varianza de la suma de los ítems de cada participante, cuando los ítems de una escala se encuentran correlacionados. Esta varianza se refiere a la diferencia entre los valores reales y esperados, y permite inferir la confiabilidad del test a través de la consistencia interna, además, cuando un ítem es eliminado, si el alfa aumenta indica que el ítem no se correlaciona con los demás de la escala. Por lo tanto, en escalas con ítems de varias alternativas de respuesta, usando los principios de la correlación, asume que

la proporción de varianza es consistente con la tendencia de respuestas de los participantes.

El coeficiente alfa de Cronbach varía de 0 a 1, donde:

- Un valor cercano a 1 indica una alta consistencia interna entre los ítems, lo que sugiere que los ítems miden de manera confiable la misma variable subyacente.
- Un valor cercano a 0 indica baja consistencia interna, lo que sugiere que los ítems no están correlacionados de manera consistente y podrían no medir la misma variable.

En síntesis, si el alfa es alto, se considera que la escala es más confiable, ya que los ítems están consistentemente relacionados entre sí. Esto es importante en la investigación y evaluación de constructos teóricos, ya que proporciona una medida de la consistencia interna de las preguntas o afirmaciones que componen una escala.

A partir de las varianzas el alfa de Cronbach se calcula:

$$\alpha = \left[\frac{k}{k-1} \right] \left[1 - \frac{\sum_{j=1}^k S_j^2}{S_t^2} \right], \quad (2-5)$$

donde:

S_j^2 : es la varianza del ítem j .

S_t^2 : es la varianza de los valores totales observados.

k : es el número de preguntas o ítems.

Igualmente, a partir de las correlaciones entre los ítems, el alfa de Cronbach estandarizado se calcula:

$$\alpha_{est} = \frac{kp}{1 + p(k-1)}, \quad (2-6)$$

donde:

k : es el número de preguntas o ítems.

p : es el promedio de las correlaciones lineales entre cada uno de los ítems. En una prueba con k ítems se tendrán $\frac{k(k-1)}{2}$ correlaciones para calcular p .

2.2. Modelos de regresión logística

Los modelos de regresión logística son un método estadístico que se utiliza para predecir la probabilidad de que ocurra un evento dado un conjunto de variables predictoras. La variable dependiente es una variable categórica, como sí/no, aprobado/reprobado, o enfermo/sano. En tal sentido, las variables predictoras pueden ser variables categóricas, como el sexo o la raza, o variables numéricas, como la edad o los ingresos.

Los modelos de regresión logística son una herramienta importante para una amplia gama de situaciones, incluyendo:

- **Predicción de riesgos.** Los modelos de regresión logística se pueden utilizar para predecir la probabilidad de que una persona sufra una enfermedad, se vea involucrada en un accidente o sea víctima de un crimen.
- **Clasificación.** Los modelos de regresión logística se pueden utilizar para clasificar objetos o personas en categorías, como por ejemplo, clasificar clientes en segmentos de mercado o clasificar imágenes en categorías de objetos.
- **Toma de decisiones.** Los modelos de regresión logística se pueden utilizar para ayudar a los tomadores de decisiones a tomar decisiones informadas. Por ejemplo, un banco podría utilizar un modelo de regresión logística para decidir a quién otorgar un préstamo.

Blissett (2017) clasifica la regresión logística en 3 tipos:

- **Regresión logística binomial.** En esta regresión la variable puede tomar dos valores, que corresponden a dos tipos de predicción. Es similar a un modelo de regresión lineal, pero está adaptada para modelos en los que la variable dependiente es dicotómica.

García Pérez et al. (2010), especifican que la regresión logística binomial se usa cuando se desea conocer la relación entre una variable dependiente cualitativa dicotómica (dependencia) y una o más variables independientes o explicativas, que pueden ser cualitativas (variables sociodemográficas) y/o cuantitativas, con el objetivo de obtener una estimación ajustada de la probabilidad de ocurrencia de un evento a partir de una o más variables independientes.

- **Regresión logística multinomial.** Con esta alternativa podemos encontrar la predicción cuando hay más de dos niveles en la variable de respuesta.

Hosmer et al. (1989) manifiesta que la regresión logística multinomial debe ser utilizada en modelos con variable dependiente nominal con más de dos categorías (politómica) y es una extensión multivariante de la regresión logística binomial. Asimismo, explican que las variables independientes, pueden ser tanto continuas (regresores), como categóricas (factores).

- **Regresión logística ordinal.** La regresión ordinal permite dar forma a la dependencia de una respuesta ordinal politómica sobre un conjunto de predictores, que pueden ser factores o covariables; este diseño fue propuesto por McCullagh (1980).

La regresión logística ordinal es una forma de regresión multinomial que se utiliza cuando la variable dependiente es ordinal. Esto significa que los números no representan valores reales, sino rangos.

2.2.1. Regresión logística binomial

La regresión logística binomial se utiliza cuando se desea examinar la relación entre una variable dependiente cualitativa dicotómica (por ejemplo, éxito o fracaso) y una o más variables independientes o explicativas. Estas variables independientes pueden ser cualitativas (como factores sociodemográficos) o cuantitativas. El propósito principal de dicho análisis es obtener una estimación ajustada de la probabilidad de que ocurra un evento en función de una o más variables independientes.

Partiendo del uso de múltiples variables predictoras independientes: X_1, X_2, \dots, X_p observadas con el fin de explicar y/o predecir el valor de Y , la finalidad es determinar:

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)} \quad (2-7)$$

donde el vector de parámetros $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^\top$, se estima por el método de máxima verosimilitud, con el objetivo de encontrar los valores del vector que maximicen la probabilidad de que los datos observados se ajusten al modelo.

Este tipo de regresión es comúnmente utilizado en campos como la epidemiología, la ciencia social, la investigación médica y en cualquier situación en la que se necesite predecir o entender eventos binarios, como si un paciente está enfermo o sano, y para esta investigación si una persona cumple con los criterios para ser un beneficiario de proyectos sociales.

2.2.2. Regresión logística multinomial

La regresión logística multinomial es una extensión de la regresión logística binomial (Hosmer et al., 1989). A diferencia de la regresión logística binomial, que se utiliza cuando la variable dependiente es binaria (sí/no, éxito/fracaso), la regresión logística multinomial se aplica cuando la variable dependiente tiene tres o más categorías distintas, y estas categorías no tienen un orden intrínseco (algunos autores lo definen como modelo logístico polinómico).

En el modelo de regresión logística multinomial, se emplea la función logit (logaritmo de las probabilidades) para modelar la probabilidad de pertenecer a cada una de las categorías de la variable dependiente en función de las variables independientes. Los coeficientes de la regresión logística multinomial proporcionan información acerca de la influencia de las variables independientes en las probabilidades relativas de pertenencia a cada categoría.

Partiendo del uso de múltiples variables predictoras independientes: X_1, X_2, \dots, X_p observadas con el fin de explicar y/o predecir el valor de $Y = 1, 2, 3, \dots, g$ (categórica nominal politómica), la finalidad es determinar:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + \sum_{k=2}^g \exp(\beta_{0k} + \beta_{1k}x_1 + \beta_{2k}x_2 + \dots + \beta_{pk}x_p)} \quad , \quad (2-8)$$

$$P(Y = j) = \frac{\exp(\beta_{0j} + \beta_{1j}x_1 + \beta_{2j}x_2 + \dots + \beta_{pj}x_j)}{1 + \sum_{k=2}^g \exp(\beta_{0k} + \beta_{1k}x_1 + \beta_{2k}x_2 + \dots + \beta_{pk}x_p)} \quad , \quad (2-9)$$

para $j = 1, 2, 3, \dots, g$.

Es importante anotar que si no se hace la salvedad, $Y = 1$ (la primera variable) va a ser el nivel de referencia, y el vector de parámetros $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)^\top$, se estima por el método de máxima verosimilitud, con el objetivo de encontrar los valores del vector que maximicen la probabilidad de que los datos observados se ajusten al modelo.

2.3. Paquetes de R para aplicar TRI y regresión logística

En el ámbito del análisis de la TRI enfocado al tema de investigación, se ha seleccionado una potente combinación de paquetes en R para llevar a cabo un análisis exhaustivo y preciso. Se utilizarán los paquetes `eRm` para el análisis de regresión multinomial y el modelo de Rasch, `irt` para modelar respuestas a ítems en pruebas y escalas, y `ltm` para abordar el análisis de modelos de TRI. Con respecto a los modelos de regresión se van a implementar con el paquete `nnet`, por su versatilidad, simplicidad y porque permite ajustar modelos de regresión logística binaria y multinomial, así como otros tipos de modelos relacionados con

redes neuronales artificiales en caso de ser necesario.

Esta combinación de paquetes permitirá explorar, calibrar y evaluar detenidamente los ítems y respuestas de los individuos en las simulaciones, lo que proporcionará una visión profunda y precisa de los datos.

2.3.1. Paquete `irt`

El paquete `irt` propuesto por Gonulates (2022), se utiliza para llevar a cabo análisis basados en la TRI. Estos se utilizan para evaluar y calibrar pruebas y escalas, especialmente aquellas en las que los ítems (preguntas o afirmaciones) tienen diferentes niveles de dificultad y discriminación.

En síntesis, el paquete `irt` es utilizado en el campo de la psicometría y la educación para llevar a cabo análisis detallados de pruebas y escalas; ayuda a los investigadores y profesionales a comprender cómo se relacionan los ítems y las respuestas de los individuos en las evaluaciones, lo que es esencial para la calibración y mejora de pruebas y escalas en contextos educativos y psicométricos; dentro de sus fortalezas proporciona herramientas para:

- **Modelado de respuesta al ítem:** permite ajustar diferentes modelos de TRI, como el modelo de Rasch, el modelo de dos parámetros (ML2P), el modelo de tres parámetros (ML3P) y otros, para evaluar cómo los individuos responden a los ítems en una prueba o escala.
- **Estimación de parámetros:** facilita la estimación de parámetros clave de los ítems, como dificultad, discriminación y adivinanza, para comprender mejor cómo funcionan los ítems en la evaluación.
- **Análisis de Rasch:** ofrece capacidades para llevar a cabo análisis basados en el modelo de Rasch, que es un modelo importante en la TRI, utilizado para evaluar la calidad de las pruebas y escalas.
- **Evaluación de personas e ítems:** permite evaluar tanto a las personas (individuos) como a los ítems (preguntas) en función de los parámetros de la TRI, lo que es útil para el análisis y mejora de las pruebas y escalas.
- **Gráficos y visualización:** proporciona herramientas para visualizar los resultados de los análisis de TRI, lo que facilita la interpretación de los datos.

La función `2PL-class` en R se utiliza para representar modelos de dos parámetros TRI. A continuación, se muestra la estructura de la función:

`2PL-class(data, itemtype)`

- **data**: el conjunto de datos que contiene las respuestas a los ítems. Puede ser un marco de datos o una matriz donde las filas representan a los individuos y las columnas a los ítems.
- **itemtype**: indica si el ítem es de tipo `graded` (respuestas ordenadas, politómicas) o `binary` (respuestas binarias).

2.3.2. Paquete `eRm`

El paquete `eRm` propuesto por Mair & Hatzinger (2007) en R, se centra principalmente en el análisis de modelos de respuesta al ítem, específicamente el modelo de Rasch, análisis de regresión multinomial y regresión ordinal. Este paquete se usa en estadística aplicada y modelos de elección discreta. En la psicometría soporta la medición y evaluación de constructos psicológicos como inteligencia, personalidad o actitudes.

El paquete `eRm` permite ajustar los siguientes modelos TRI:

- **Modelo de Rasch**: permite analizar si los datos se pueden ajustar al modelo en cuestión. Asume que la probabilidad de respuesta correcta a un ítem es una función lineal de la diferencia entre el nivel de habilidad o conocimiento del participante y la dificultad del ítem.
- **Modelo lineal logístico de prueba (LLTM)**: posibilita ajustar y evaluar el modelo lineal logístico de prueba (LLTM) a un conjunto de datos de respuesta a ítems. En particular, el paquete `eRm` permite ajustar el LLTM utilizando el método de máxima verosimilitud. Este método implica encontrar los parámetros del modelo que maximizan la probabilidad de los datos observados.
- **Modelo de escala de calificación (RSM)**: permite ajustar el RSM utilizando el método de máxima verosimilitud. También proporciona funciones para evaluar el ajuste, así como para generar gráficos e informes.
- **Modelo de crédito parcial (PCM)**: permite ajustar el PCM con diferentes tipos de datos de respuesta a ítems, como datos binarios, datos ordinales y datos nominales. También facilita ajustar el PCM con diferentes tipos de factores, como factores de grupo, factores de contexto y factores de habilidad.

La función `RM` en R se utiliza para ajustar un modelo de Rasch o un modelo de respuesta gradual a datos de respuesta a ítems politómicos (más de dos categorías) y estimar los parámetros del modelo. A continuación, se muestra la estructura de la función:

```
RM(X, W, se = TRUE, sum0 = TRUE, etaStart)
```

- `X`: el conjunto de datos que contiene las respuestas a los ítems. Puede ser un marco de datos o una matriz donde las filas representan a los individuos y las columnas a los ítems.
- `W`: opcional. La matriz de pesos para las respuestas a los ítems. Los pesos se utilizan para asignar diferentes ponderaciones a las respuestas de los individuos. Si no se proporciona, se asume que todos los individuos tienen el mismo peso.
- `se`: opcional. Es un argumento lógico que indica si se deben calcular los errores estándar de los parámetros estimados. El valor predeterminado es `TRUE`, lo que significa que se calcularán los errores estándar.
- `sum0`: opcional. Es un argumento lógico que indica si se debe fijar el término de dificultad del primer ítem en 0. El valor predeterminado es `TRUE`. Si se establece en `FALSE`, el primer ítem se considerará un ítem de anclaje (no se estima la dificultad).
- `etaStart`: opcional. Permite proporcionar los valores iniciales específicos para los parámetros del modelo.

Los resultados de la función `RM` proporcionan información sobre la capacidad de los ítems para medir la variable latente subyacente y otros detalles del modelo.

2.3.3. Paquete `ltm`

El paquete `ltm` propuesto por Rizopoulos (2006), es una herramienta especializada para el análisis de modelos de respuesta al ítem y, más específicamente, para modelos de escala Likert utilizados en psicometría y evaluación educativa. Las escalas de valor y de estimación tipo Likert son aquellas que se utilizan para determinar la percepción de alguna variable cualitativa que por su naturaleza denota algún orden (Lee et al., 2019).

Los modelos de escala Likert se utilizan comúnmente en encuestas y pruebas para medir actitudes, opiniones y características psicológicas a través de preguntas con respuestas en una escala de Likert, que es una escala ordinal que permite a los encuestados expresar su grado de acuerdo o desacuerdo con una declaración.

El paquete `ltm` proporciona una variedad de herramientas para llevar a cabo análisis de modelos de respuesta al ítem, incluyendo:

- **Estimación de parámetros:** permite estimar los parámetros de los ítems, como dificultad y discriminación, utilizando diferentes modelos de escala Likert.
- **Análisis de la escala Likert:** facilita la calibración de ítems y el análisis de escalas Likert para evaluar la calidad de las preguntas y respuestas en las encuestas.
- **Diagnóstico de modelos:** ayuda en la evaluación y diagnóstico de la calidad del ajuste de los modelos, lo que es esencial para determinar si los modelos explican adecuadamente la variabilidad en las respuestas de los encuestados.
- **Gráficos y visualización:** proporciona herramientas para crear gráficos informativos que ayudan a comprender y comunicar los resultados de los análisis de modelos de respuesta al ítem.

La función `tpm` en R se utiliza para ajustar un modelo TRI a datos de prueba. La función se utiliza principalmente para ajustar modelos de Rasch y modelos de dos parámetros, es decir, estimar los parámetros de dificultad y discriminación de los ítems. A continuación, se muestra la estructura de la función:

```
tpm(data, type = c("latent.trait", "rasch"), constraint = NULL, max.guessing = 1, IRT.param = TRUE, start.val = NULL, na.action = NULL, control = list())
```

- **data:** el conjunto de datos que contiene las respuestas a los ítems. Puede ser un marco de datos o una matriz donde las filas representan a los individuos y las columnas a los ítems.
- **type:** opcional. Especifica el tipo de modelo TRI a ajustar. Puede tomar dos valores, `latent.trait` que ajusta a un modelo de dos parámetros que es el valor por defecto, y `rasch` que ajusta a un modelo de un parámetro o modelo de Rasch.
- **constraint:** se utiliza para especificar restricciones en los parámetros del modelo. Se puede usar para imponer restricciones en los parámetros de discriminación o de dificultad. Es una matriz numérica de tres columnas, donde la primera columna corresponde a la cantidad de ítems o preguntas, la segunda columna indica el tipo de parámetro a estimar, y la tercera columna especifica un valor base o inicial del parámetro a estimar.
- **max.guessing:** opcional. Especifica el valor máximo de adivinanza para los ítems de opción múltiple. El valor predeterminado es 1, que es adecuado para ítems de opción múltiple con k opciones de respuesta.

- `IRT.param`: opcional. Es un argumento lógico que especifica si se deben estimar los parámetros del modelo (verdadero) o si se deben fijar en ciertos valores (falso).
- `start.val`: opcional. Permite especificar valores iniciales para los parámetros del modelo. Puede ser útil si se desea ajustar el modelo desde un conjunto específico de valores iniciales.
- `na.action`: opcional. Función que especifica qué hacer con los valores faltantes en los datos. Puede ser `na.omit` (eliminar filas con valores faltantes) o `na.exclude` (excluir filas con valores faltantes de los cálculos pero incluirlos en los resultados).
- `control`: opcional. Un argumento que permite especificar opciones de control adicionales para la optimización.

2.3.4. Paquete `nnet`

El paquete `nnet` propuesto por Venables & Ripley (2002) se utiliza para entrenar redes neuronales artificiales y para hacer estimación de parámetros en modelos de regresión logística binaria y multinomial.

La función `multinom` del paquete `nnet` en R se utiliza para ajustar modelos de regresión logística multinomial utilizando redes neuronales. Este tipo de modelo es útil cuando la variable de respuesta tiene más de dos categorías y queremos predecir la probabilidad de pertenencia a cada una de estas categorías. A continuación, se muestra la estructura de la función:

```
multinom(formula, data, weights, subset, na.action, contrasts, trace = FALSE, ...)
```

A continuación se explican de forma breve los argumentos de la función:

- `formula`: especifica el modelo que se ajustará. Debe ser una fórmula de la forma $y \sim x_1 + x_2 + \dots$, donde y es la variable de respuesta y x_1 , x_2 , etc., son las variables predictoras.
- `data`: el conjunto de datos que contiene las variables especificadas en la fórmula.
- `weights`: opcional. Peso para cada observación. Puede ser utilizado para ajustar los datos teniendo en cuenta diferentes pesos para cada observación.
- `subset`: opcional. Especifica un subconjunto de observaciones a utilizar en el ajuste del modelo.

- `na.action`: opcional. Función que especifica qué hacer con los valores faltantes en los datos. Puede ser `na.omit` (eliminar filas con valores faltantes) o `na.exclude` (excluir filas con valores faltantes de los cálculos pero incluirlos en los resultados).
- `contrasts`: opcional. Especifica cómo se deben tratar los contrastes en los datos. Por defecto, utiliza el mismo método de codificación de variables categóricas que `glm`.
- `trace`: opcional. Un valor lógico que indica si se debe mostrar información de seguimiento durante el proceso de ajuste del modelo.
- `...`: otros argumentos que pueden ser pasados a la función `nnet`, como `size`, `maxit`, `linout`, etc., para controlar los detalles del ajuste del modelo de la red neuronal.

La función `multinom` ajusta un modelo de regresión multinomial utilizando una red neuronal. Internamente, utiliza el algoritmo de retropropagación (*backpropagation*) para entrenar la red neuronal y ajustar los parámetros del modelo. Una vez ajustado el modelo, se pueden realizar predicciones sobre nuevas observaciones utilizando la función `predict`.

3 Análisis exploratorio de datos - EDA

El presente capítulo se enfoca en tres pilares esenciales: la recolección de información, la priorización de beneficiarios y el análisis exploratorio de datos. En el primer pilar se describe la fuente y el método para obtener datos relevantes y notables, este paso crucial no solo sustenta el objetivo del trabajo final de maestría, sino que también influye directamente en la calidad y validez de los resultados que se buscan obtener. En la priorización, se explicará el proceso para identificar y clasificar a aquellos beneficiarios claves para la ejecución del proyecto. Finalmente, en el análisis exploratorio de datos se busca identificar tendencias y extraer conocimientos cruciales a partir de la información recopilada, a través de gráficos, tablas de frecuencia, información externa y conexiones subyacentes, con el propósito de justificar y planificar la necesidad apremiante de un proceso de focalización nuevo.

3.1. Recolección de datos

La postulación para optar al bono alimentario se lleva a cabo a través de una convocatoria pública abierta en un periodo de tiempo establecido, con el propósito de garantizar un acceso equitativo para aquellos en situación de riesgo alimentario y social, al mismo tiempo que se promueve la transparencia y la eficiencia en el proceso. Se inicia por medio de una inscripción en el portal web oficial del Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín en la URL: <https://www.medellin.gov.co/PostulacionBonoPP>, donde se encuentra alojado un formulario general que consta de 4 fases:

- Fase 1: Información del jefe de hogar.

Aquí se recolecta todo lo referente a los datos personales del titular del bono alimentario, además se recogen variables de clasificación para grupos de personas con enfoque diferencial tales como población LGBTIQ+, personas mayores, personas con discapacidad, habitantes de calle, mujeres gestantes y lactantes, mujeres en ejercicio de prostitución, vendedores informales y cuidadores, entre otros.

- Fase 2: Información del hogar.

En esta fase se identifica la ubicación geográfica de las personas, tipo de vivienda, cantidad de ingresos y aportes económicos en el hogar, si se cuenta con un lugar para

almacenar, preparar los alimentos y se precisa si alguno de los integrantes de la familia, por condiciones de salud, requiere algún tipo de alimentación especial.

- Fase 3: Información de la disponibilidad de alimentos.

En esta fase se aplica la Escala Latinoamericana y Caribeña de Seguridad Alimentaria (ELCSA), que es el instrumento oficial y avalado por la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura, ONUAA, o más conocida como FAO. Esta encuesta sirve para medir directamente la percepción de los hogares ante la inseguridad alimentaria, es decir, la falta de acceso a alimentos suficientes, variados y de calidad.

La ELCSA permite clasificar a los hogares en cuatro niveles de seguridad alimentaria: leve, moderada, severa y segura. Este criterio es uno de los factores claves de decisión actual a la hora de priorizar la población.

- Fase 4: Información del grupo familiar.

En esta última fase se registran la totalidad de personas que conforman el hogar con el fin de evitar la duplicidad en cualquier tipo de registro y posteriormente cuando se crucen las bases de datos lograr identificar el grado de vulnerabilidad de acuerdo a la clasificación del Sistema de Identificación de Potenciales Beneficiarios de Programas Sociales (SISBEN). El SISBEN es un instrumento de ordenamiento de la población en función de sus logros socioeconómicos y la estabilidad de diferentes aspectos de su vida como salud, educación, vejez, vivienda e ingresos, que comenzó a utilizarse en Colombia desde 1994 (López, 2020).

3.2. Validación de datos

Cuando finaliza el periodo de inscripción, la Secretaria de Innovación Digital del Distrito Especial de Ciencias, Tecnología e Innovación de Medellín, que es el ente encargado de custodiar, asegurar la información y de administrar los portales institucionales, envía la base de datos consolidada al Equipo de Seguridad Alimentaria y Nutricional de la Secretaria de Inclusión Social, Familiar y Derechos Humanos, con el fin de que estandarice, procese, realice la validación y clasificación respectiva de acuerdo al proceso de priorización establecido así:

1. Se verifica que las variables estén completas.
2. Se georreferencia la dirección ingresada por cada uno de los postulados en el portal web (<https://www.medellin.gov.co/mapgis/mapa.jsp?aplicacion=102>) de mapas de Medellín, con el propósito de identificar exactamente y de acuerdo al plan de ordenamiento territorial del distrito, el lugar real de ubicación del hogar. En este sitio web se carga un archivo .CSV con la dirección de la vivienda de cada uno de los postulados y el sistema devuelve otro archivo con el barrio y comuna de las direcciones cargadas.

3. Se contrastan los datos del titular y los integrantes del hogar con el SISBEN IV. Esto es importante debido a que el no estar sisbenizado en el distrito (Medellín) es un criterio de exclusión de los proyectos, puesto que los recursos se deben ejecutar con la población local.
4. Se cruza la información del titular identificado con la totalidad de proyectos y programas misionales del Equipo de Seguridad Alimentaria y Nutricional con el propósito de no duplicar ayudas alimentarias y priorizar personas que no tengan ningún tipo de ayuda.

3.3. Método de selección y priorización

Finalmente, para la selección de los beneficiarios se les asigna un puntaje global de 0 a 100, teniendo en cuenta doce elementos, la valoración obtenida en la ELCSA y diez variables relacionadas con el jefe y el hogar.

A continuación se muestra la forma como se distribuyen los 100 puntos.

1. Escala de valoración ELCSA máximo 50 puntos. La asignación de puntos se hace dependiendo de la del estado de inseguridad alimentaria asignado con el cuestionario de la ELCSA. A continuación los puntos obtenidos según la clasificación.
 - 50 puntos si el hogar presenta inseguridad alimentaria severa.
 - 30 puntos si el hogar presenta inseguridad alimentaria moderada.
 - 15 puntos si el hogar presenta inseguridad alimentaria leve.
 - 0 puntos si el hogar presenta seguridad Alimentaria.
2. Número de personas que conforman el hogar. Se asignan 5 puntos si son más de 4 personas, 0 en caso contrario.
3. Estrato socioeconómico. Se asignan 5 puntos si habita en un estrato igual o menor que 3, 0 en caso contrario.
4. Mujer gestante/lactante. Se asignan 5 puntos si hay mujeres gestantes o lactantes, 0 en caso contrario.
5. Presencia de menores de edad en el hogar. Se asignan 5 puntos si hay menores de edad en el hogar, 0 en caso contrario.
6. Presencia de personas mayores en el hogar (mayor o igual a 60 años). Se asignan 5 puntos si hay personas mayores, 0 en caso contrario.

7. Presencia de persona con discapacidad. Se asignan 5 puntos si hay personas con discapacidad, 0 en caso contrario.
8. Educación básica o sin escolaridad del jefe de hogar. Se asignan 5 puntos si el jefe de hogar tiene educación básica o sin escolaridad, 0 en caso contrario.
9. Desempleado, empleado informal o empleado por días. Se asignan 5 puntos si el jefe de hogar posee alguna de las características anteriores, 0 en caso contrario.
10. Víctima del conflicto. Se asignan 5 puntos si el jefe de hogar posee algún hecho victimizante, 0 en caso contrario.
11. Mujer cabeza de hogar. Se asignan 5 puntos si el jefe de hogar es una mujer, 0 en caso contrario.

En caso de que por alguna razón se presenten datos incompletos o faltantes en alguna de las diez variables listadas anteriormente, el Equipo de Seguridad Alimentaria y Nutricional realiza la imputación de datos.

Para las variables numéricas, se usa el método “predictive mean machine” o pareamiento por medias predictivas (pmm). Para las variables categóricas, la imputación se realiza con el algoritmo KNN (K vecinos más cercanos, que es un método de clasificación popular en minería de datos y estadísticas debido a su implementación simple y su importante rendimiento de clasificación (Zhang et al., 2017)), un método de imputación basado en una variante de la Distancia de Gower. Esta distancia es una medida de disimilitud que puede manejar los tipos de datos mixtos, incluidas las variables numéricas, categóricas y ordinales (FasterCapital, 2024), aunque actualmente el Equipo de Seguridad Alimentaria y Nutricional la usa solo para las variables categóricas.

Luego de la calificación, se procede a seleccionar los posibles beneficiarios por comuna y tipo de bono según su puntaje. Se crean los listados iniciales para iniciar con las convocatorias telefónicas y adicionalmente se manejan unas listas de espera con el fin de que las personas que no se ubiquen, cambien de residencia o ya no necesiten, sean remplazadas con personas de la lista de espera.

3.4. Análisis exploratorio

En FAO (2019) se recalca que en el año 2019, el número de personas que padecían hambre en América Latina y el Caribe ascendió a 47 millones, lo que equivale a cerca del 7.4% de la población de la región. Más concretamente, este dato refleja un aumento de más de 13 millones de personas en situación de subalimentación en tan solo los últimos cinco años.

De manera similar, en 2019, más de 190 millones de personas en América Latina y el Caribe se encontraban enfrentando inseguridad alimentaria moderada o grave. En otras palabras, aproximadamente 1 de cada 3 habitantes de la región no tenía acceso a alimentos nutritivos y suficientes debido a limitaciones económicas u otras circunstancias. Esta situación puede influir negativamente en la calidad de la alimentación y los patrones alimentarios, con consecuencias perjudiciales para la nutrición, la salud y el bienestar de la población.

El concepto de hambre resulta de una situación de subconsumo alimentario o desnutrición, habitualmente crónica, y tiende a presentarse de diferentes formas y niveles de gravedad. En algunos casos se trata de una desnutrición moderada y crónica, que afecta a amplios colectivos desfavorecidos; mientras que, en otras, particularmente durante las hambrunas, se trata de un hambre aguda (inanición; debilidad extrema por falta de alimento) que puede desembocar en la muerte. Por su parte, la inseguridad alimentaria hace referencia es cuando una persona carece de acceso regular a suficientes alimentos inocuos y nutritivos para un crecimiento y desarrollo normal, necesarios para una vida activa y saludable. Esto puede deberse a la falta de disponibilidad de alimentos y/o a la falta de recursos para obtenerlos.

De lo anterior, se puede notar que la inseguridad alimentaria es un problema complejo que se ve afectado por una serie de factores multidimensionales más allá de los ejes que la definen: (1) Disponibilidad de alimentos, (2) Acceso físico y económico a los alimentos, (3) Consumo de alimentos, (4) Aprovechamiento o utilización biológica, (5) Calidad e inocuidad, entre los que se incluyen el empleo además: la educación, los ingresos familiares, la sostenibilidad ambiental, factores sociales y culturales, demografía, y urbanización, entre muchos otros.

Aulestia-Guerrero & Capa-Mora (2020) concluyen que bajo esta perspectiva y considerando que la inseguridad alimentaria es un problema vigente y de carácter multifactorial, causa gran preocupación a nivel mundial por su estrecha relación con altas tasas de mortalidad, enfermedades degenerativas y demás situaciones que ponen en riesgo la sobrevivencia y bienestar social de la población.

El análisis de figuras y tablas presentados a continuación es esencial para comprender en profundidad la situación de los beneficiarios seleccionados para el proyecto de bono alimentario en el Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín, pero específicamente en la Comuna 2 - Santa Cruz en el contexto de programas de seguridad alimentaria y nutricional, dado que fue una de las pocas comunas que contaba con información de calidad por el trabajo exhaustivo que llevaron a cabo las veedurías ciudadanas, las CCCP y el ciudadano del común en función de supervisar y denunciar la ejecución y el impacto del proyecto en general para la comunidad.

El punto de partida y que justifica la propuesta de la Implementación de un modelo de

focalización para población vulnerable con inseguridad alimentaria en el Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín, basado en Teoría de Respuesta al Ítem, parte del análisis de la variable de puntaje de la ELCSA. En la **Figura 3-1** se muestra el histograma de la escala aplicado a los beneficiarios de la Comuna 2 - Santa Cruz. De esta figura se puede observar que la mayoría de las personas (3699) que se postularon para el proyecto, concretamente el 86.87 %, se clasificaron con inseguridad alimentaria severa, no obstante, después de realizar visitas de seguimiento de acuerdo a peticiones, quejas y denuncias presentadas, se encontró que ni el 50.00 % de dichos beneficiarios cumplían con la puntuación dada partiendo del principio de la buena fe donde cada persona contestaba la escala con sesgo, queriendo presentar una imagen desfavorable con respuestas que manifiestan parcialidad y así lograr un cupo dentro de la priorización.

El histograma describe una distribución altamente concentrada, mostrando que la mayoría de los datos están agrupados alrededor de la inseguridad alimentaria severa, posibilitando que las personas tengan una idea preconcebida de lo que deberían responder o que ajusten sus respuestas consciente o inconscientemente. Este fenómeno se conoce como sesgo de respuesta o sesgo de deseabilidad social. Dado este resultado, es lo que lleva a inferir que las personas ya tienen interiorizadas y parcializadas las preguntas del instrumento propuesto por la FAO.

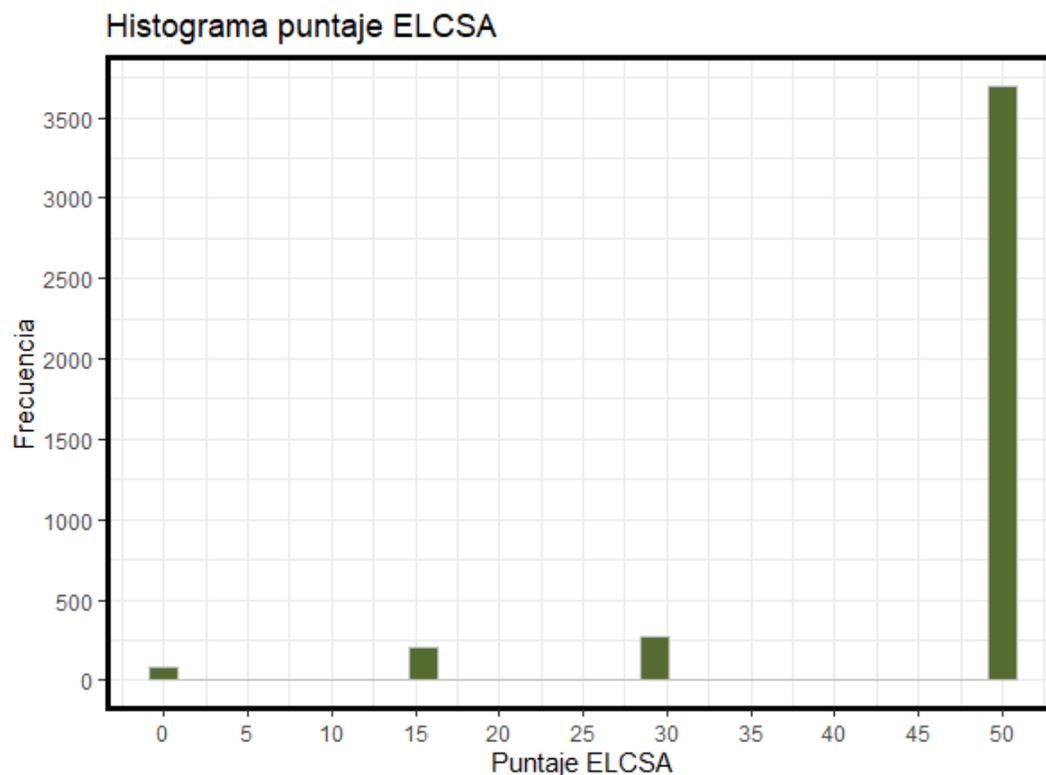


Figura 3-1: Histograma de puntaje ELCSA.

Al cruzar el puntaje ELCSA con cualquiera de las diez variables adicionales que se usan en el proceso de focalización, el patrón observado es el mismo, donde la mayoría de los datos se concentran alrededor de la clasificación de inseguridad alimentaria severa.

Para ilustrar el fenómeno antes descrito se creó la **Figura 3-2** que relaciona el puntaje de la ELCSA con el tipo de vivienda del beneficiario. De esta figura se observa que sobre la clasificación de inseguridad alimentaria severa se manifiestan todas las categorías de la variable tipo de vivienda, y de manera similar sucede con cualquiera de las otras nueve con las que se realicen los histogramas bivariados.

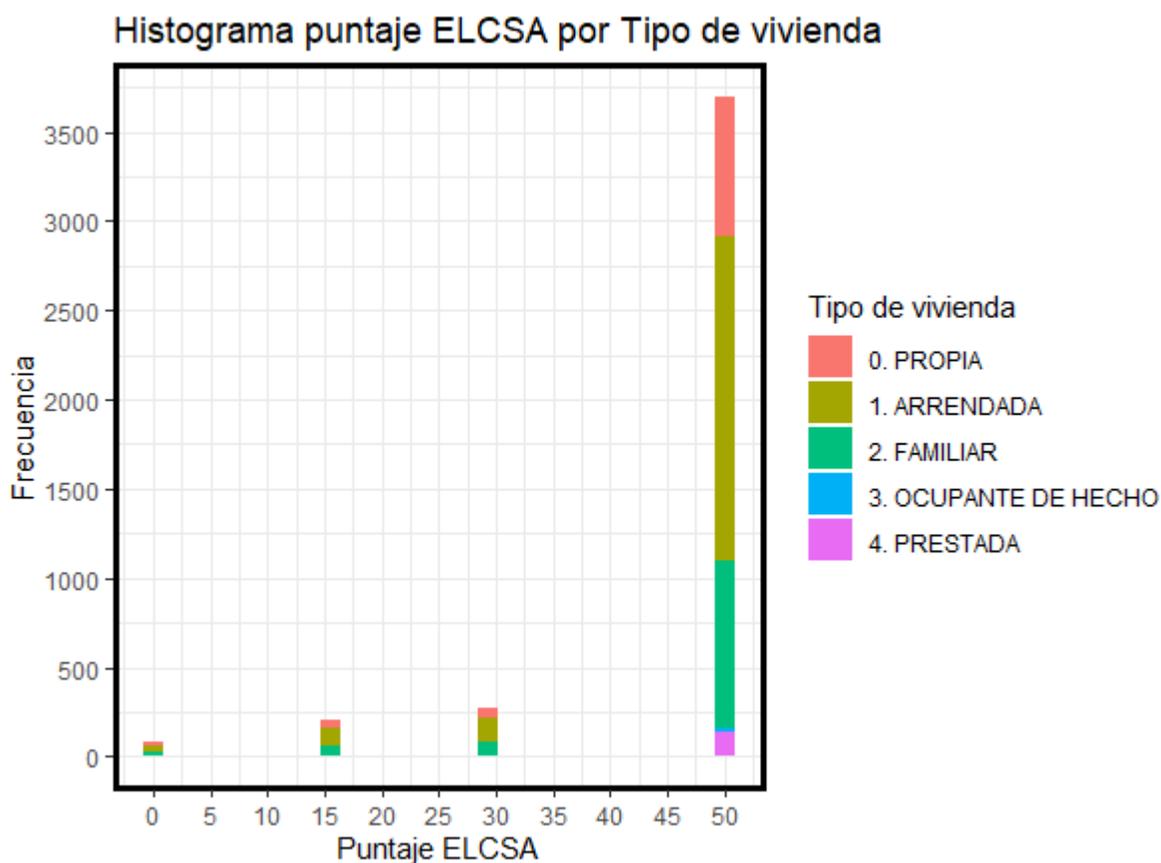


Figura 3-2: Histograma de puntaje ELCSA por Tipo de vivienda.

A continuación se van a presentar los resultados del análisis marginal de cuatro variables, de las cuales se obtuvieron resultados interesantes y que se pueden interrelacionar con datos externos proporcionados por entidades internas y externas al distrito. El análisis se hace por medio de tablas de frecuencia que proporcionan información valiosa sobre la distribución de los beneficiarios, diferenciando por Sexo, Estado nutricional, Etnia y Tipo de vivienda. A través de un análisis detallado de estos datos, podemos identificar tendencias, desafíos y desigualdades significativas que pueden orientar políticas y acciones futuras.

Es importante resaltar que en este análisis se exploran en profundidad las implicaciones de las cifras, y se resaltan los aspectos claves que requieren atención en el marco de la cobertura para la atención de la población vulnerable con inseguridad alimentaria y nutricional en la comuna de interés.

En la **Tabla 3-1** se observa una marcada diferencia en la distribución de los beneficiarios por sexo. Las mujeres representan una gran mayoría, con el 87.18 % del total de beneficiarios, mientras que los hombres constituyen solo el 12.82 %. Esta disparidad indica una brecha de género en la participación de los beneficiarios en los programas de seguridad alimentaria en la Comuna 2 - Santa Cruz. Es claro que hay que considerar una selección adecuada a las necesidades de ambos sexos, teniendo como base las cifras y estadísticas del Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín (2020), donde se nota que la distribución poblacional por sexo en este sector es de 52.90 % para las mujeres y 47.10 % para los hombres, con un 46.00 % de hogares con jefatura femenina, lo que lleva a inferir que se debe realizar una sensibilización mucho más direccionada hacia los residentes hombres de la comuna.

Tabla 3-1: Tabla de frecuencia absoluta y relativa para los beneficiarios Comuna 2 - Santa Cruz, discriminados por sexo.

Sexo	Hombre	Mujer	Total
Cantidad	546	3712	4258
Porcentaje	12.82 %	87.18 %	100 %

En la **Tabla 3-2**, se presenta el estado nutricional de los beneficiarios según el sexo. Se observa que las mujeres superan a los hombres en todas las categorías de clasificación nutricional, y es particularmente notable que en la categoría “Severa”, las mujeres representan el 51.36 % de los beneficiarios, mientras que los hombres son solo el 8.24 %. Esto sugiere una mayor prevalencia de problemas nutricionales severos entre las mujeres, lo que podría requerir una atención específica para abordar esta desigualdad de género en la salud, aunque no se puede hablar de representatividad de la población de la comuna con respecto a los postulados al proyecto, dado que en la **Tabla 3-1** se demostró que hay una desigualdad notable de la cantidad de mujeres sobre los hombres.

Dentro de la literatura académica, se han reportado brechas y desigualdades por la diferencia de género. Para FAO (2023) la inseguridad alimentaria mundial y la nutrición inadecuada se ven acentuadas por las desigualdades de género, haciendo énfasis especialmente en el acceso a los alimentos sin diferenciar la ubicación de las comunidades, ya sea en el área rural o urbana.

Tabla 3-2: Tabla de frecuencia absoluta y relativa para el estado nutricional de los beneficiarios Comuna 2 - Santa Cruz, discriminados por sexo.

Estado Nutricional/Sexo	Hombre	Mujer
Seguros	7	65
	0.16 %	1.53 %
Leve	76	545
	1.78 %	12.80 %
Moderada	112	915
	2.63 %	21.49 %
Severa	351	2187
	8.24 %	51.36 %
Total	546	3712
	12.82 %	87.18 %

Las mujeres y los hombres desempeñan roles distintos pero fundamentales en el sostenimiento de los cuatro pilares de la seguridad alimentaria. Ellas se destacan como productoras y empresarias agrícolas, y también como guardianas que dedican su tiempo, recursos económicos y toma de decisiones para garantizar la seguridad alimentaria de sus hogares y comunidades. Además, cumplen un papel crucial en la gestión de la estabilidad de los suministros de alimentos en momentos de dificultades económicas. No obstante, es fundamental reconocer que, a pesar de su responsabilidad en la seguridad nutricional de sus hogares, la contribución de las mujeres a menudo pasa desapercibida y se subestima en los marcos de políticas, en la legislación y en las instituciones, lo que les impide desplegar todo su potencial en la mejora de la seguridad alimentaria.

Asimismo, referencian que las desigualdades de género y las normas de género negativas que afectan al acceso de las mujeres a recursos, servicios e insumos, como la tierra, los conocimientos y la alimentación, así como los tabúes socioculturales, constituyen tanto las causas como las consecuencias de la pobreza y de la seguridad alimentaria y nutricional. Las mujeres vulnerables, especialmente las de hogares con cabeza de familia femenino, tienen un acceso limitado a información nutricional y a los recursos que necesitan para mejorar la seguridad alimentaria. En comparación con los hombres, las mujeres están, en general, más expuestas a escasez de alimentos e inseguridad alimentaria y fallecimiento por malnutrición. En países de ingresos medios altos e ingresos altos, las mujeres tienen aún más riesgo de tener sobrepeso o sufrir obesidad. Igualmente, es importante destacar que las desigualdades de género y las

normas negativas de género que impactan en el acceso de las mujeres a recursos, servicios e insumos, como la tierra, el conocimiento y la alimentación, tienen un rol crucial, tanto como causa como consecuencia de la pobreza y la inseguridad alimentaria y nutricional. Las mujeres en situaciones de vulnerabilidad, en especial las que lideran hogares monoparentales, enfrentan limitaciones en su acceso a información nutricional y a los recursos necesarios para mejorar su seguridad alimentaria. En comparación con los hombres, las mujeres en general están más expuestas a la escasez de alimentos, la inseguridad alimentaria y el riesgo de fallecer debido a la malnutrición. En países de ingresos medios altos e ingresos altos, las mujeres enfrentan un mayor riesgo de desarrollar sobrepeso o sufrir obesidad. Teniendo en cuenta lo anterior, se deshace la idea donde se proponía realizar una sensibilización direccionada hacia la equidad de género, dado que en el mundo, la brecha de género en la seguridad alimentaria siguió aumentando en 2021, donde el 31.9% de la población femenina mundial tenía una inseguridad alimentaria moderada o severa, frente al 27.6% de los hombres.

En la **Tabla 3-3**, se muestra la clasificación del tipo de vivienda de los beneficiarios según su sexo. La categoría Arrendada es la más común tanto para hombres como para mujeres, pero las mujeres superan a los hombres significativamente en este nivel (43.14% mujeres, frente al 5.71% hombres). Esto puede indicar que las mujeres pueden estar en situaciones de mayor vulnerabilidad en términos de vivienda, lo que debe considerarse al planificar intervenciones de seguridad alimentaria.

Tabla 3-3: Tabla de frecuencia absoluta y relativa para la clasificación del tipo de vivienda de los beneficiarios Comuna 2 - Santa Cruz, discriminados por sexo.

Tipo de Vivienda/Sexo	Hombre	Mujer
Arrendada	243 5.71 %	1837 43.14 %
Familiar	150 3.52 %	946 22.22 %
Ocupante de hecho	3 0.07 %	18 0.42 %
Prestada	25 0,59 %	133 3,12 %
Propia	125 2.94 %	778 18.27 %
Total	546 12.82 %	3712 87.18 %

A su vez, Álvarez-Uribe et al. (2010) identificaron que los hogares que son propietarios de sus viviendas, pero están pagando la hipoteca, o que tienen posesión de la vivienda, pero no cuentan con un título de propiedad, tienen una mayor probabilidad de experimentar inseguridad

ridad alimentaria. Del mismo modo, aquellos hogares que informaron que sus ingresos solo alcanzan para cubrir los gastos mínimos, o que ni siquiera logran cubrir esos gastos, presentaron una probabilidad significativamente mayor de experimentar inseguridad alimentaria. Asimismo, Álvarez-Uribe et al. (2010) afirman que los hogares en los que los ingresos no son suficientes para cubrir los gastos mínimos tienen 5.5 veces más posibilidades de experimentar más inseguridad que los hogares cuyos ingresos superan esos gastos.

Respecto a la Comuna 2 - Santa Cruz, en la **Figura 3-3** se puede observar la generalidad de la comuna, donde un 46.00 % de los hogares que poseen vivienda propia, seguido de arrendada con un 44.00 % y en efecto, estas dos categorías muestran una alta prevalencia de hogares con inseguridad alimentaria severa, como se puede observar en la **Tabla 3-4** donde representan el 29.52 % y 13.06 % respectivamente (En la **Figura 3-3** se muestran los datos para el 2019, y a pesar de que no hay más actuales, siguen siendo válidos en el presente).



Figura 3-3: Tenencia y Tipo Vivienda, Comuna 2 - Santa Cruz. Tomada del informe del Departamento administrativo de planeación, de Medellín.

En la **Tabla 3-5** se presenta la clasificación étnica de los beneficiarios según su sexo. Se destaca que la categoría Ninguna es la más común para ambas, mujeres y hombres, lo que indica que la mayoría de los beneficiarios no se identifican con una etnia específica, o que las minorías no tuvieron acceso a la convocatoria pública por falta de conocimiento de las tecnologías de la información o manipulación de dispositivos electrónicos, entre otros. Esto podría indicar una baja diversidad étnica en la población beneficiaria en la comuna, que no hubo una adecuada convocatoria, teniendo en cuenta no solo medios digitales, o que el Distrito no tiene tanta población de minorías. De acuerdo con los datos del Censo Nacional de Población y Vivienda de 2018 del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), la composición étnica de la Comuna 2 - Santa Cruz, es la siguiente: Blanco 73.80 %, Afrocolombiano 17.60 % e Indígena 8.60 %.

Tabla 3-4: Tabla de frecuencia absoluta y relativa para la clasificación nutricional con tenencia y tipo de vivienda de los beneficiarios de la Comuna 2 - Santa Cruz

Estado Nutricional Tipo Vivienda	Seguros	Leve	Moderada	Severa	Total
Arrendada	31	279	513	1257	2080
	0.72 %	6.55 %	12.05 %	29.52 %	48.85 %
Propia	21	134	192	556	903
	0.49 %	3.15 %	4.51 %	13.06 %	21.21 %
Familiar	19	192	285	600	1096
	0.45 %	4.51 %	6.69 %	14.09 %	25.74 %
Prestada	1	13	35	109	158
	0.02 %	0.31 %	0.82 %	2.56 %	3.71 %
Ocupante de hecho	0	3	2	16	21
	0.00 %	0.07 %	0.05 %	0.38 %	0.49 %
Total	72	621	1027	2538	4258
	1.69 %	14.58 %	24.12 %	59.61 %	100.00 %

Tabla 3-5: Tabla de frecuencia absoluta y relativa para la clasificación étnica de los beneficiarios comuna 2 - Santa Cruz, discriminados por sexo.

Etnia	Hombre	Mujer
Afrocolombiano	53	372
	1.24 %	8.74 %
Indígena	6	37
	0.14 %	0.87 %
Palenquero	3	2
	0.07 %	0.05 %
Raizal	3	23
	0.07 %	0.54 %
Rom - Gitano	0	2
	0.00 %	0.05 %
Ninguna	481	3276
	11.30 %	76.94 %
Total	546	3712
	12.82 %	87.18 %

No obstante, partiendo de la base de datos de postulados al proyecto de bono alimentario, se encuentran nuevos grupos étnicos dentro del territorio (Rom, Raizal, Palenquero), y tanto los afrocolombianos 9.98 % como los indígenas 1.01 % no están siendo priorizados en com-

paración con los datos del censo nacional, evidenciando que tienen una participación muy por debajo dentro del proyecto y esto representa una alerta, dado que dentro los proyectos sociales se prioriza la población con enfoque diferencial, en este caso étnica.

En la **Tabla 3-6**, se presenta la tabla de frecuencias para relacionar la clasificación nutricional discriminada por grupos étnicos. De esta tabla se observa que de los 425 afrocolombianos, el 62.35 % de ellos presenta inseguridad alimentaria severa, y de manera similar se da con los indígenas (43) donde 76.74 % de la población priorizada se encuentran clasificados con inseguridad alimentaria severa. A partir de los datos se puede visualizar que las personas que se autorreconocen en algún tipo de etnia alcanzan clasificaciones de inseguridad severa por encima del 50.00 %. De igual forma, según el Informe Nacional de Seguridad Alimentaria y Nutricional de 2022, las personas de grupos étnicos minoritarios tienen una mayor probabilidad de experimentar inseguridad alimentaria. El 42.20 % de las personas indígenas y el 38.40 % de las personas afrocolombianas experimentan inseguridad alimentaria moderada o severa, en comparación con el 28.70 % de la población general.

Tabla 3-6: Tabla de frecuencia absoluta y relativa para la clasificación nutricional por etnia de los beneficiarios Comuna 2 - Santa Cruz.

Estado Nutricional Etnia	Seguros	Leve	Moderada	Severa	Total
Afrocolombiano	0 0.00 %	57 1.34 %	103 2.42 %	265 6.22 %	425 9.98 %
Indígena	0 0.00 %	1 0.02 %	9 0.21 %	33 0.78 %	43 1.01 %
Palenquero	0 0.00 %	0 0.00 %	1 0.02 %	4 0.09 %	5 0.12 %
Raizal	0 0.00 %	2 0.05 %	8 0.19 %	16 0.38 %	26 0.61 %
Rom - Gitano	0 0.00 %	1 0.02 %	0 0.00 %	1 0.02 %	2 0.05 %
Ninguna	72 1.69 %	560 13.15 %	906 21.28 %	2219 52.11 %	3757 88.23 %
Total	72 1.69 %	621 14.58 %	1027 24.12 %	2538 59.61 %	4258 100.00 %

Incluso, el boletín técnico de inseguridad alimentaria DANE (2023), enfatiza que de acuerdo con el autorreconocimiento étnico de los jefes/as de hogar, el análisis muestra que para el consolidado nacional los hogares cuyo jefe/a se considera indígena tienen mayor prevalencia de inseguridad alimentaria moderada o severa (46.30 %), seguidos de hogares que tienen como jefe/a una persona que se reconoce negra, afrocolombiana, raizal o palenquera (40.70 %).

Por su parte, los hogares cuyo jefe/a no se identifica con ningún grupo étnico registran la menor probabilidad de inseguridad alimentaria moderada o severa (26.10 %).

Por último, resultados similares a los encontrados en la Comuna 2 - Santa Cruz han sido reportados en la Encuesta Nacional de Situación Nutricional de Colombia (ENSIN), y en artículos como Galvis Arias et al. (2019), donde citan que la mayor prevalencia de inseguridad alimentaria severa en el país, la concentran quienes se reconocen como indígenas, 30.49 %, seguidos por quienes se reconocen como afros, palenqueros o mulatos. En suma, la mayor prevalencia de inseguridad alimentaria en la población la concentran los hombres, los habitantes de las zonas rurales o rurales dispersas, las personas pertenecientes a hogares con menores ingresos y cuyo jefe de hogar no concluyó la educación primaria, y quienes se reconocen como pertenecientes a un grupo étnico indígena o afrocolombiano.

4 Validación de la encuesta ELCSA mediante la TRI

En este capítulo ahondaremos en una fase crucial del estudio, donde se aplicarán herramientas estadísticas con el objetivo de señalar las fallas inherentes de la escala de medición aplicada. Una de las tareas será la evaluación de la consistencia interna mediante el coeficiente alfa de Cronbach. Posteriormente, exploraremos la aplicación del modelo de Rasch, que va más allá de la simple evaluación de la consistencia, permitiéndonos comprender la dificultad de los ítems y la habilidad latente de los participantes. Este enfoque nos brindará una visión más profunda de la estructura subyacente de la escala, identificando posibles mejoras y afinando la interpretación de los resultados. Igualmente, nos enfocaremos en la validación de la ELCSA mediante la aplicación de un modelo logístico de dos parámetros basado en TRI. Este enfoque, centrado en la relación entre las respuestas de los participantes y las características latentes medidas por los ítems, proporciona una herramienta para evaluar la calidad y precisión del instrumento de medición. Se abordará la aplicación del modelo logístico de dos parámetros, destacando su capacidad para capturar la variabilidad en las respuestas de los participantes y para proporcionar una medida confiable de las habilidades o actitudes subyacentes que estamos interesados en medir. La validación de la encuesta mediante este enfoque permitirá una comprensión más profunda de la relación entre las respuestas observadas y las características latentes de interés.

4.1. Coeficiente alfa de Cronbach (α)

En el trabajo de Segall Corrêa et al. (2012) se afirma que la consistencia interna de una escala se refiere a qué tan reproducibles son los patrones de respuesta entre individuos. Por ejemplo, si un individuo responde que no está preocupado por quedarse sin alimentos, también se espera que responda que su hogar no se ha quedado sin comida por falta de dinero u otros recursos. Si la consistencia interna es alta, entonces es probable que este patrón de respuesta se observe en muchos individuos.

Asimismo, Segall Corrêa et al. (2012) indican que en el caso de la ELCSA, la prueba de consistencia interna también nos permite estudiar si la escala funciona como una medición

“unidimensional”; es decir, si los ítems de la escala siguen un orden que captura la información desde la intensidad más baja hasta la más alta de la inseguridad alimentaria. Si la consistencia interna no es adecuada, esto puede sugerir que la escala no es “unidimensional” y que necesita ser subdividida en subescalas.

La **Tabla 4-1** muestra valores típicos de alfa de Cronbach en estudios de validación de la ELCSA realizados en varios países de América Latina y el Caribe. Estos hallazgos sugieren que la ELCSA exhibe un alto grado de consistencia interna en diversos contextos socioeconómicos y culturales. Esta consistencia refuerza la robustez y la confiabilidad de la escala, respaldando su aplicabilidad y utilidad en diferentes entornos. No obstante, Segall Corrêa et al. (2012) reconocen que aunque el alfa de Cronbach ha sido sumamente útil para informar sobre el proceso de validación cuantitativa de la ELCSA, una limitación de esta prueba es que se basa en un método lineal que asume que el cambio en intensidad o dificultad entre las preguntas es constante a través de toda la escala, una suposición que no se aplica a escalas como la ELCSA.

Tabla 4-1: Consistencia interna de la ELCSA por medio del Alfa de Cronbach

Escala	País	Alfa de Cronbach (α)	Referencia
ELCSA	Haití	0.92	Pérez-Escamilla et al. (2007)
ELCSA	Colombia	0.96	Álvarez et al. (2008)
ELCSA	México	0.91	Pérez-Escamilla et al. (2011)
ELCSA	Uruguay	0.93	Pérez-Escamilla et al. (2011)

Fuente: Manual de uso y aplicación. Escala Latinoamericana y Caribeña de Seguridad Alimentaria (ELCSA). pág.53.

Usando los datos de la encuesta ELCSA aplicada a los candidatos postulados al proyecto de bono alimentario de la Comuna 2 - Santa Cruz, encontramos que el Coeficiente alfa de Cronbach es $\alpha = 0.97$ como se muestra en la **Tabla 4-2**.

Tabla 4-2: Resultados del Coeficiente alfa de Cronbach (α) en R.

α	α estandarizado	Correlación promedio entre ítems	Media	Desviación estandar	Mediana
0.97	0.97	0.79	0.93	0.23	1.00

Es muy importante la interpretación del valor del coeficiente α , puesto que un valor elevado de α podría indicar una fuerte correlación entre los elementos de la prueba. No obstante, es importante destacar que α también es sensible al número de elementos en una prueba. Un aumento en el número de elementos puede resultar en un α más alto, mientras que una reducción en el número de elementos puede llevar a un α más bajo. Si el valor de α es elevado, esto podría sugerir la presencia de preguntas redundantes, es decir, preguntas que realizan

la misma tarea o función.

A continuación, en la **Tabla 4-3** se describen unos rangos generales para interpretar el α para preguntas dicotómicas:

Tabla 4-3: Rangos de interpretación para el coeficiente alfa de Cronbach (α).

Coeficiente Alfa de Cronbach (α)	Consistencia Interna
$\alpha \leq 0.5$	Inaceptable
$0.5 < \alpha \leq 0.6$	Pobre
$0.6 < \alpha \leq 0.7$	Cuestionable
$0.7 < \alpha \leq 0.8$	Aceptable
$0.8 < \alpha \leq 0.9$	Buena
$\alpha > 0.9$	Excelente

Fuente: <https://www.statisticshowto.com/probability-and-statistics/statistics-definitions/cronbachs-alpha-spss/>

Como el $\alpha = 0.97$ y apoyados en la visualización de la **Figura 3-1** del Capítulo 3, nos ayudan a deducir que existe una alta correlación entre las preguntas, esto muy seguramente se debe a que la comunidad ya aprendió como responder la encuesta para incidir a su favor dentro las puntuaciones necesarias y así lograr de manera sesgada los beneficios alimentarios. En definitiva, los resultados nos llevan a concluir que es necesario reevaluar la forma de priorización.

4.2. Aplicación del modelo logístico de un parámetro (ML1P) - Modelo de Rasch

A partir del análisis exploratorio de datos y los resultados arrojados por el Coeficiente alfa de Cronbach (α), se decide aplicar el modelo logístico de un parámetro (ML1P) con el fin de validar el valor de los índices de dificultad y la posibilidad de crear un nuevo puntaje (γ) basado en TRI.

Aplicando el modelo de Rasch a las nueve preguntas de la ELCSA y analizando el resumen de dicho modelo, podemos observar que el valor de la verosimilitud logarítmica condicional es -1015.236 (Conditional log-likelihood) y teniendo en cuenta que la verosimilitud logarítmica condicional es una medida de ajuste del modelo de Rasch, es decir, es una medida de cuán bien se ajustan los datos observados a los valores esperados del modelo, James et al. (2013) afirman que un valor negativo de dicho parámetro indica que el modelo no se ajusta bien a

los datos. Asimismo, Mills & Prasad (1992) señalan que un valor negativo de la verosimilitud logarítmica es una indicación fuerte de que el modelo no es compatible con los datos porque dicho parámetro mide la probabilidad de que los datos se hayan generado a partir del modelo. Un valor negativo de la verosimilitud logarítmica indica que la probabilidad de que los datos se hayan generado a partir del modelo es baja.

Como se dijo anteriormente en la Sección 2.1.2, los parámetros (β_j) en el modelo de Rasch se refieren a los parámetros de dificultad de los ítems en una prueba. Los ítems con valores más altos son más difíciles que los ítems con valores más bajos, por lo tanto, los betas son útiles para evaluar la dificultad de los ítems y poder comparar con la habilidad de los individuos que toman la prueba. Si un individuo tiene una habilidad mayor que la dificultad de un ítem, entonces es probable que responda correctamente a ese ítem. En la **Tabla 4-4** se reportan los betas de las nueve preguntas de la encuesta ELCSA, se puede observar que la pregunta con menos dificultad de responder es la número uno, la que tiene más dificultad es la tres, y el resto poseen el mismo nivel de dificultad.

Tabla 4-4: Parámetros de dificultad para los nueve ítems de la encuesta ELCSA.

Índice de dificultad	β_{P1}	β_{P2}	β_{P3}	β_{P4}	β_{P5}	β_{P6}	β_{P7}	β_{P8}	β_{P9}
Valor	0.018	0.535	0.927	0.535	0.535	0.535	0.535	0.535	0.535

En la **Figura 4-1** se muestra la curva características de los ítems (ICC) analizados con modelo logístico de un parámetro o modelo de Rasch. El gráfico muestra los índices de las nueve preguntas ELCSA, aunque visualmente solo se puede apreciar tres gráficas P1, P9 y P3 como resultado de los valores presentados en la **Tabla 4-4**, donde se observa que los ítems P2, P4, P5, P6, P7, P8 y P9 poseen el mismo valor del índice de dificultad y, por lo tanto, se muestran como una sola curva. Dado que los índices de cada ítem son una medida de la capacidad de la pregunta para discriminar entre los individuos con diferentes niveles de habilidad o rasgo latente, se determina que los valores más altos del índice indican que la pregunta es más eficaz para discriminar entre los individuos, o dicho de otra forma tiene mayor nivel de dificultad. Desde la figura se confirma lo expresado en los parámetros de dificultad de la **Tabla 4-4**, donde el ítem P1 es el que posee menor nivel de dificultad y el P3, por el contrario, es el de mayor nivel.

Asimismo, con el parámetro (θ_i) que es el que mide la capacidad de un individuo para responder correctamente a los ítems mencionados en la **Tabla 4-5** se observa la habilidad promedio de los beneficiarios para responder a las 9 preguntas de la encuesta ELCSA, esto significa que a pesar de que cada individuo tiene su propia habilidad en cada una de las preguntas, se presenta un valor promedio. En general, a excepción de la pregunta tres, los beneficiarios tienen las capacidades para responder correctamente la mayoría de la encuesta.

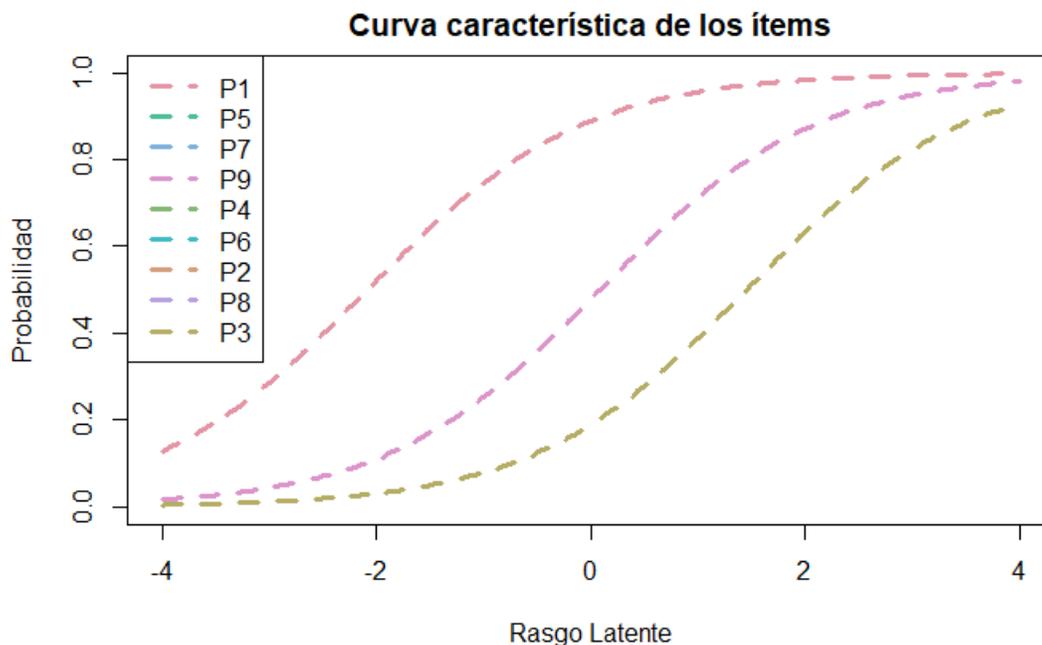


Figura 4-1: Curva característica de los ítems.

Tabla 4-5: Habilidad promedio de los beneficiarios para responder los nueve ítems de la encuesta ELCSA.

Habilidad promedio	θ_{P1}	θ_{P2}	θ_{P3}	θ_{P4}	θ_{P5}	θ_{P6}	θ_{P7}	θ_{P8}	θ_{P9}
Valor	2.268	1.232	0.867	1.232	1.232	1.232	1.232	1.232	1.232

En síntesis, si la habilidad de un individuo es mayor que la dificultad de un ítem, entonces es probable que el individuo responda correctamente a ese ítem.

Igualmente, en la **Tabla 4-6** se presentan los valores promedio de las respuestas correctas por cada pregunta según la TRI, y analizando las respuestas de los beneficiarios en la encuesta, la gran mayoría afirman escasez de alimentos y necesidades básicas alimentarias insatisfechas en cada una de ellas. Podemos observar que efectivamente la pregunta número uno es la que tiene más respuestas correctas, por el contrario, la tres que es la que menos responden de forma correcta. De lo anterior se puede concluir que la encuesta está “permeada”, es decir, que los participantes saben qué es lo que deben responder con el propósito de obtener un puntaje alto para obtener el beneficio.

Tabla 4-6: Promedio de las nueve preguntas de la encuesta ELCSA.

Preguntas	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9
Media	0.96	0.93	0.91	0.93	0.93	0.93	0.93	0.93	0.93

A partir de los resultados obtenidos, se designó un comité técnico en el Equipo de Seguridad Alimentaria y Nutricional para analizar los datos arrojados y evaluar la pertinencia de establecer una nueva clasificación de la ELCSA con punto de corte de 50. El comité aprueba la solicitud de establecer una nueva tabla de clasificación (γ) a partir de las dificultades de los ítems del modelo de Rasch, con los cuales posteriormente se puede hacer una comparación con el proceso original.

La nueva clasificación (γ) se muestra en la **Tabla 4-7**, y se establece como un criterio de exclusión para el proyecto de bono alimentario así:

Tabla 4-7: Reclasificación ELCSA (TRI) - Modelo de Rasch.

Reclasificación ELCSA	Criterio
$0 \leq \gamma \leq 50$	Se excluye
$50 < \gamma \leq 100$	No se excluye

Con el nuevo puntaje calculado en la base de datos original, el número de personas que cumplen con los criterios de priorización de acuerdo a la clasificación de la ELCSA pasó de 3699 a 2784, logrando excluir a 592 beneficiarios. Un análisis caso a caso de estos beneficiarios excluidos mostró que coincidían con personas que tuvieron denuncias o quejas por ser jubilados o pensionados, contaban con propiedades, no residían en la Comuna 2 - Santa Cruz y en la inscripción entregaron información falsa, razones por las cuales fueron sacados del proyecto.

En la **Figura 4-2** se muestra el histograma de la nueva clasificación ELCSA. Se puede apreciar una distribución altamente concentrada, mostrando igualmente que la mayoría de los datos están agrupados alrededor de la inseguridad alimentaria severa (valores cercanos a 100) aunque se logró mejorar el proceso de asignación de bonos alimentarios gracias a los resultados del Modelo de Rasch.

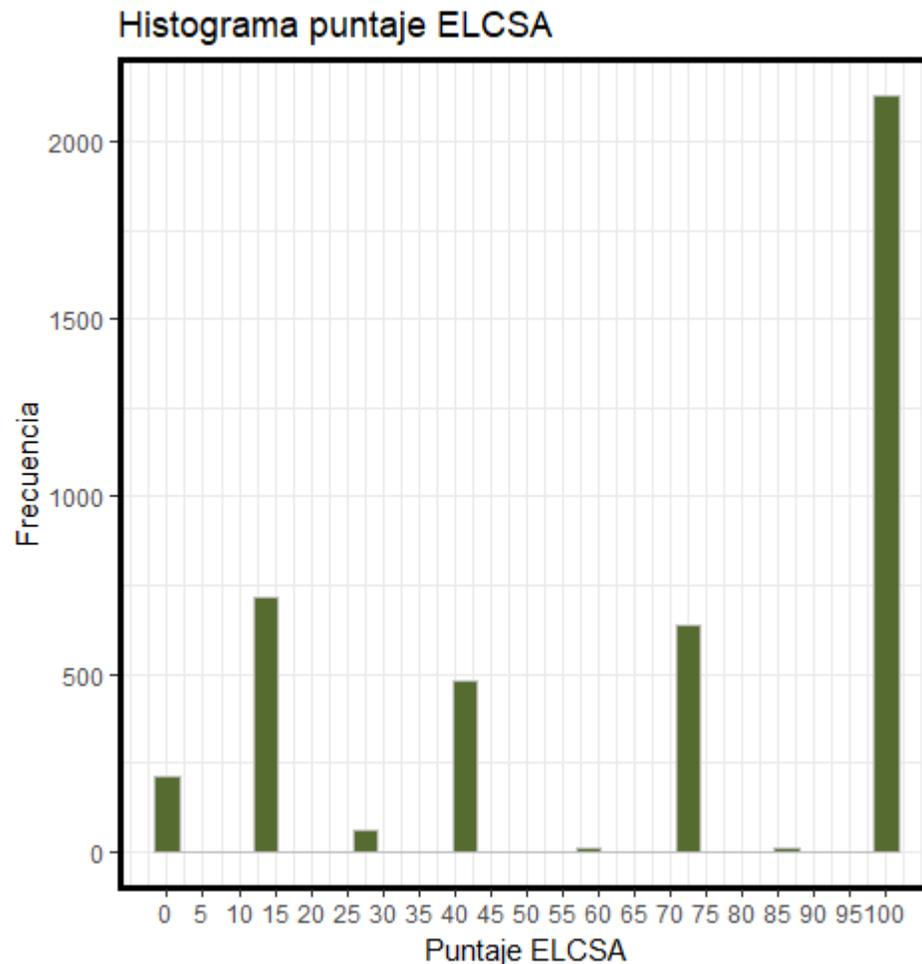


Figura 4-2: Histograma de nueva clasificación ELCSA.

4.3. Aplicación del modelo logístico de dos parámetros (ML2P)

Para la validación de la ELCSA con el modelo logístico de dos parámetros, se procedió a usar el paquete *ltm* con la función *tpm* en R. En este caso, todos los parámetros de predicción están restringidos a ser iguales a cero, lo que significa que partimos del hecho de que no está permitida la adivinación. Este es un modelo utilizado para analizar datos que se centran en el nivel de dificultad y los parámetros discriminatorios de las preguntas.

Escudero et al. (2000) se refiere a la dificultad de un ítem como la proporción de personas que responden correctamente un reactivo de una prueba. Entre mayor sea esta proporción, menor será su dificultad. Lo que quiere decir que se trata de una relación inversa: a mayor dificultad del ítem, menor será su índice (Wood, 1960). De igual manera, manifiesta que un

buen ítem debe discriminar entre aquellos que obtuvieron buenas calificaciones en la prueba y aquellos que obtuvieron bajas calificaciones, es decir, podemos esperar que aquellos que obtuvieron una puntuación alta en todo el test tengan altas probabilidades de contestar correctamente el ítem. De manera similar, podemos esperar que aquellos que obtuvieron bajas puntuaciones en el test tengan pocas probabilidades de contestar correctamente el reactivo.

En la distribución de la clasificación de la dificultad de los ítems mostrada en la **Tabla 4-8**, se partió de Ebel & Frisbie (1986) y los intervalos para el índice de dificultad, conforme a lo referenciado por Romero et al. (2015).

Tabla 4-8: Clasificación de la dificultad de los ítems y su interpretación.

Valor del índice de dificultad del ítem (b_j)	Clasificación del ítem
$0 < b_j \leq 0.39$	Difícil
$0.39 < b_j \leq 0.50$	Relativamente difícil
$0.50 < b_j \leq 0.80$	Dificultad adecuada (Media)
$0.80 < b_j \leq 0.90$	Relativamente fácil
$0.90 < b_j \leq 1$	Fácil

Seguidamente, para el índice de discriminación mostrado en la **Tabla 4-9**, Ebel & Frisbie (1986) plantearon las reglas para evaluar la calidad de los reactivos así:

Tabla 4-9: Clasificación de la discriminación de los ítems y recomendación.

Valor del índice de discriminación del ítem (a_j)	Calidad	Recomendación
$0 \leq a_j \leq 0.01$	Pésimo	Descartar definitivamente
$0.01 < a_j \leq 0.19$	Pobre	Descartar o revisar a profundidad
$0.19 < a_j \leq 0.29$	Regular	Necesidad de revisar
$0.29 < a_j \leq 0.39$	Buena	Posibilidad de mejorar
$0.39 < a_j \leq 1$	Excelente	Conservar

Es importante notar que la confiabilidad de una prueba se refiere a su capacidad para mostrar resultados similares en mediciones repetidas, o para medir con precisión una población determinada en condiciones normales de aplicación. En otras palabras, una prueba es confiable si produce resultados consistentes y precisos.

Es por ello que López et al. (2020) subrayan que la consistencia del test de medición puede afectarse por otros factores inherentes al propio instrumento. Para evaluar la calidad de un examen, generalmente se utilizan el índice de dificultad y la discriminación obtenida de los reactivos, ya que estos se relacionan con la estructura de la pregunta y con los procesos

cognitivos que se demandan de la persona.

Consecuentemente, dentro de los resultados obtenidos en el capítulo anterior, se concluyó que obligatoriamente la medición que arroja este test debe ser implementada bajo el modelo logístico de un parámetro o modelo de RASCH, dado que no cumple criterios de unidimensionalidad y posee una posible falsa consistencia interna.

Asimismo, aplicando el modelo logístico de dos parámetros, se puede observar en la **Tabla 4-10** que según el valor del índice de dificultad, las preguntas tienen una dificultad adecuada y podrían considerarse óptimas para el instrumento, no obstante, al validar el índice de discriminación dichas preguntas tienen una clasificación de calidad pésima, por lo que la recomendación es descartarlas, dado que el índice de discriminación bajo, está informando que la pregunta no es efectiva para discriminar entre las personas con diferentes niveles de vulnerabilidad.

Tabla 4-10: Resultados modelo logístico de dos parámetros aplicado a la ELCSA.

Ítem	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9
Valor del índice de dificultad del ítem (b_j)	0.23	0.76	0.46	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76
Valor del índice de discriminación del ítem (a_j)	1.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

En síntesis, la encuesta no presenta fallas, el problema que se está dando es que está permeada por la forma ya conocida en la que se aborda a los individuos de los diferentes proyectos sociales de población vulnerable con inseguridad alimentaria. La correcta priorización de los beneficiarios constituye un elemento fundamental en el correcto direccionamiento de los recursos hacia la población realmente vulnerable, por ello es indispensable que los instrumentos de medición utilizados para tal propósito reúnan los criterios mínimos de calidad y que estos mismos sean validados constantemente para que a futuro las acciones implementadas sean reflejadas en el mejoramiento de la calidad de vida de los más vulnerables.

Dentro de las posibles estrategias para mejorar el valor del índice de discriminación de las preguntas, se podría partir de reformularlas, cambiando la redacción y la forma de abordar a la comunidad, no realizar las nueve preguntas en un mismo momento, es decir, dispersarlas en todo el espacio de la entrevista con el fin de que la persona no tenga una percepción inmediata del tipo de instrumento que se le está aplicando, y por último apoyarse de material audiovisual para disminuir el sesgo o la habilidad para mentir del beneficiario.

5 Modelos de regresión logística

En este capítulo se propondrá un primer modelo de focalización usando el modelo de regresión logística binomial. A través de este modelo, buscaremos comprender la relación entre las variables predictoras y la probabilidad de un evento binario, abriendo nuevas perspectivas para el análisis de los datos de las personas que se postulan a los proyectos sociales. Este paso, esencial en la exploración de la necesidad de la disertación, permitirá una comprensión más completa de los factores que influyen en los resultados de la investigación, donde se busca proponer una herramienta óptima y confiable. Finalmente, se propondrá un segundo modelo de focalización usando el modelo de regresión logística multinomial, utilizando las variables obtenidas de la validación del modelo como predictoras. Esta última fase es el punto final de la investigación donde se buscaba validar la importancia y la pertinencia de la aplicación de la ELCSA para la priorización de los beneficiarios en los proyectos sociales de población vulnerable con inseguridad alimentaria.

5.1. Modelo de regresión logística binaria

En esta sección se muestra la aplicación de un modelo logístico binario para clasificar los candidatos en una de dos categorías definidas por el Comité de Seguridad Alimentaria y que se basan en el puntaje obtenido en el cuestionario ELCSA.

Teniendo en cuenta que el objetivo es mejorar el proceso de focalización, es decir, mejorar el proceso de clasificación de los postulados, para el modelo de regresión logística binario, se parte de una clasificación interna donde el puntaje total se divide en 2 rangos:

- $Y = 0$, excluido. Cuando el puntaje total está entre 0 y 40.
- $Y = 1$, seleccionado. Cuando el puntaje es mayor o igual a 40. En caso de que haya más beneficiarios priorizados que cupos disponibles, se seleccionaran en orden descendente.

Asimismo, se selecciona como nivel de referencia el criterio de “excluido” dentro de la variable dicotómica puntaje final.

Además, con el fin de proceder con una implementación exitosa, y teniendo en cuenta que ya se realizó una depuración de registros con el modelo de Rasch. Para el modelo de regresión logística binaria, se amplió el espectro de variables para analizar, con el fin de buscar

opciones que fueran significativas dentro del modelo propuesto para identificar sin un ciudadano, puede ser beneficiario o no de los programas del Equipo de Seguridad Alimentaria. Las variables utilizadas fueron:

- Sexo: sexo del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: hombre y mujer.
- Estrato socioeconómico: estrato socioeconómico del candidato que responde la encuesta: los posibles valores a elegir son: menor o igual a 3, mayor a 3.
- Edad: edad del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: adulto (27 a 59 años), primera infancia (0 a 5 años), infante (6 a 11 años), adolescente (12 a 18 años), joven (14 a 26 años) y adulto mayor (60 años o más).
- Nivel educativo: nivel educativo del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: secundaria, sin escolaridad, primaria, media, técnica, tecnología, pregrado, especialización, maestría, doctorado.
- Discapacidad: tipo de discapacidad del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: ninguna, auditiva, física, intelectual, mental, múltiple, sordo-ceguera y visual.
- Orientación sexual: orientación sexual del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: heterosexual, lesbiana, bisexual, gay, asexual, pansexual y ninguna.
- Ocupación: ocupación del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: empleado dependiente, empleado independiente, ama de casa, desempleado, desocupado, empleado por días, pensionado y empleado informal.
- Etnia: identificación étnica del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: ninguna, afrocolombiano, indígena, palenquero, raizal y rom-gitano.
- Víctima del conflicto: si el candidato que responde la encuesta se identifica como víctima del conflicto armado. Los posibles valores a elegir son: ninguna, amenaza, confinamiento, daños a bienes, delitos sexuales, desaparición, desplazamiento forzado, despojo, lesiones personales, reclutamiento, tortura, minas antipersonales y otra.
- Persona mayor: si el candidato que responde la encuesta es persona mayor (edad de 60 años o más). Los posibles valores a elegir son no y si.
- Mujer gestante/lactante: si el candidato que responde la encuesta es de sexo mujer y está en periodo de gestación o lactancia. Los posibles valores a elegir son no y si.

- Campesino: si el candidato que responde la encuesta se reconoce como población especial campesina. Los posibles valores a elegir son no y si.
- Tipo de vivienda: tipo de vivienda del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: propia, arrendada, familiar, ocupante de hecho y prestada.
- Bono (vigencia anterior): si el candidato que responde la encuesta fue beneficiario del proyecto de bono alimentario en el año anterior. Los posibles valores a elegir son si y no.
- Número de personas que conforman el hogar (Integrantes): es la cantidad de personas que conforman el hogar del candidato que responde la encuesta. Los posibles valores a elegir son: 1 a 5, 6 a 10 y más de 10.
- Tiene cocina: si el candidato que responde la encuesta tiene cocina en su vivienda. Los posibles valores a elegir son si y no.
- Tiene nevera: si el candidato que responde la encuesta tiene nevera en su vivienda. Los posibles valores a elegir son si y no.
- Presencia de menores en el hogar: si en el hogar del candidato que responde la encuesta hay presencia de menores de edad. Los posibles valores a elegir son si y no.
- Mujer cabeza de hogar: si el candidato que responde la encuesta es de sexo mujer y cabeza de hogar. Los posibles valores a elegir son si y no.

Usando todas las variables disponibles se hizo un análisis marginal para saber si individualmente cada variable aportaba información para la predicción de Y . Concretamente, se ajustaron 19 modelos para explicar la $P(Y = 1)$ en función de cada variable X . Las variables candidatas para ingresar al modelo conjunto son aquellas variables cuyo valor $p < 0.05$. De este análisis se encontró que las once variables candidatas son: edad (0.04059), nivel educativo (0.00084), discapacidad (0.06419), ocupación (0.00000), etnia (0.01958), víctima (0.000357), persona mayor (0.002262), campesino (0.02121), tipo de vivienda (0.002148), bono (0.001237), tiene nevera (0.02121).

Con las once variables identificadas del análisis marginal, se construyó un modelo para predecir la $P(Y = 1)$. Luego se aplicó un proceso de selección de variables hacia atrás para elegir aquellas variables que ayudan a explicar $P(Y = 0)$ y $P(Y = 1)$ con la intención de determinar el mejor conjunto de variables que expliquen si un ciudadano puede ser beneficiario (seleccionado) o no de los programas del Equipo de Seguridad Alimentaria y Nutricional. Se analizan según el criterio de información de Akaike (AIC) que es una medida de la calidad relativa de un modelo estadístico, para un conjunto dado de datos, o en otras palabras según

Martinez et al. (2009), este criterio ofrece un valor objetivo que, de manera relativa, cuantifica simultáneamente la precisión y sencillez del mejor modelo que se ajusta a los datos experimentales. El AIC maneja una compensación entre la bondad de ajuste y la complejidad del modelo, basándose en la entropía de información y proporcionando un medio para la selección del mejor modelo, teniendo en cuenta que es el que tiene el valor mínimo en el AIC.

En la **Tabla 5-1** se muestra la evolución del AIC en el proceso de selección de variables hacia atrás. El modelo inicial con las once variables tuvo un AIC de 3715.83 y el modelo final con las ocho variables tuvo un AIC de 3706.31.

Tabla 5-1: Tabla de evolución del AIC cuando se retiran variables una a una del modelo de regresión logística binaria. El símbolo – que acompaña a cada variable corresponde a un modelo completo pero sin esa variable.

Modelo	Akaike (AIC)
Completo	3715.83
–Nivel educativo	3710.56
–Discapacidad	3708.21
–Campesino	3706.31

Posteriormente, después de sacar las variables no significativas para el modelo, en la **Tabla 5-2** podemos observar los resultados para el modelo final de la regresión logística binaria.

Tabla 5-2: Tabla de resultados para el modelo final de regresión logística binaria.

Variabes	Estimación	Error estándar	Valor- z	Valor- p
Intercepto	-0.95144	0.16833	-5.636	1.74e-08*
Ocupación				
Empleado Independiente	0.14827	0.22403	0.662	0.50809
Ama de casa	-0.31936	0.14825	-2.154	0.03123*
Desempleado	-0.69525	0.16680	-4.168	3.07e-05*
Desocupado	-0.40160	0.44371	-0.905	0.36541
Empleado por días	-0.43611	0.23072	-1.890	0.05873
Pensionado	0.91896	0.52263	1.758	0.07869
Empleado informal	-1.04783	0.33279	-3.149	0.00164*
Víctima				
Amenaza	-1.21244	1.03109	-1.176	0.23964
Tortura	0.29062	1.11024	0.262	0.79351
Minas antipersonales	-12.64516	485.96163	-0.026	0.97924

Continuación de Tabla 5-2

Otra	0.04454	0.25470	0.175	0.86118
Confinamiento	0.10524	0.81469	0.129	0.89721
Daños a bienes	-12.46694	601.05913	-0.021	0.98345
Delitos sexuales	-0.56726	1.13652	-0.499	0.61769
Desaparición	-1.84217	1.02010	-1.806	0.07094
Desplazamiento forzado	-0.53838	0.12359	-4.356	1.32e-05*
Despojo	-0.56947	0.76835	-0.741	0.45860
Lesiones personales	-0.06857	0.65694	-0.104	0.91687
Reclutamiento	-12.99610	508.87476	-0.026	0.97963
<i>Tiene nevera</i>				
No	-0.91846	0.33272	-2.760	0.00577*
<i>Tipo de vivienda</i>				
Arrendada	-0.20169	0.11708	-1.723	0.08496
Familiar	0.08070	0.12155	0.664	0.50677
Ocupante de hecho	-0.10434	0.63765	-0.164	0.87002
Prestada	-0.60771	0.29859	-2.035	0.04182*
<i>Persona mayor</i>				
Si	-0.22951	0.09932	-2.311	0.02084*
<i>Etnia</i>				
Afrocolombiano	-0.19147	0.15242	-1.256	0.20904
Indígena	-1.89040	1.01548	-1.862	0.04266*
Palenquero	-12.73931	379.98778	-0.034	0.97326
Raizal	-0.78479	0.74232	-1.057	0.29042
Rom - gitano	1.54209	1.53970	1.002	0.31656
<i>Bono</i>				
No	0.86655	0.33548	2.583	0.00979*
<i>Edad</i>				
Primera infancia	-12.59384	377.32260	-0.033	0.97337
Infante	0.44785	0.84374	0.531	0.59556
Adolescente	0.28415	0.81177	0.350	0.72631
Joven	0.42607	0.14266	2.987	0.00282*
Adulto mayor	-0.04872	0.12275	-0.397	0.69142

En la **Tabla 5-2** se evidencia que, al estar controlado el efecto de las otras variables incluidas en el modelo, tener la posibilidad de ser seleccionado para recibir el beneficio en los programas del Equipo de Seguridad Alimentaria y Nutricional del Distrito de Medellín es de 0.45 veces menos si se es desempleado y 0.30 veces menos si se tiene un trabajo informal en comparación a los que tienen un empleo dependiente; 0.54 veces menos si se es víctima

de desplazamiento frente a los que no son víctimas; 0.33 veces menos si no se tiene nevera frente a los que la tienen; 0.47 veces menos si habita una vivienda prestada frente a los que habitan otros tipos de vivienda; 0.78 veces menos si se es adulto mayor frente a los que no lo son; 0.12 veces menos si es un indígena frente a las otras etnias; 2.71 veces si no reclamó el bono frente a los que si lo reclamaron y 1.46 veces si se es joven en comparación con ser adulto.

Es importante resaltar además, que con el intervalo de confianza (IC) del 95 % en las variables analizadas anteriormente, se confirma que son significativas, porque el IC no contiene el 1.

5.2. Modelo de regresión logística multinomial

En esta sección se muestra la aplicación de un modelo de regresión logística multinomial para clasificar los candidatos en una de tres categorías definidas por el Comité de Seguridad Alimentaria y que se basan en el puntaje obtenido en el cuestionario ELCSA:

- $Y = 0$, excluido. Cuando el puntaje total está entre 0 y 40.
- $Y = 1$, lista de espera. Cuando el puntaje total es mayor a 40 y menor a 60.
- $Y = 2$, seleccionado. Cuando el puntaje es mayor o igual a 60.

Asimismo, se selecciona como nivel de referencia el criterio de “excluido” dentro de la variable nominal politómica puntaje total.

Partiendo igualmente de las 19 variables mencionadas al inicio de este capítulo, se realizó un análisis marginal para saber si individualmente cada variable aportaba información para la predicción de Y . Concretamente, se ajustaron 19 modelos para explicar la $P(Y = 0)$, $P(Y = 1)$ y $P(Y = 2)$ en función de cada variable X . Las variables candidatas para ingresar al modelo final se muestran en la **Tabla 5-3**: sexo (0.0931), edad (2.901e-11), nivel educativo (2.2e-16), discapacidad (3.368e-07), ocupación (2.2e-16), etnia (0.0315), víctima del conflicto (2.2e-16), persona mayor (1.167e-11), mujer gestante/lactante (0.1182), campesino (5.933e-05), tipo de vivienda (0.0025), número de personas que conforman el hogar (integrantes) (0.0057), tiene cocina (0.0016), tiene nevera (6.893e-06), presencia de menores en el hogar (1.38e-05). Al observar las categorías de cada variable, se puede decir que, por lo menos, una de sus categorías tiene un valor- $p < 0.05$ o muy cercano, lo cual las hace opcionadas para ingresar al modelo final.

Como es evidente, si comparamos las variables candidatas para los modelos de regresión logística binaria y multinomial, se presentan algunas diferencias en las variables como: sexo, mujer gestante/lactante, número de personas que conforman el hogar (integrantes), tiene cocina y presencia de menores en el hogar, entraron en el multinomial y en la binaria no se

manifestaron como representativas; de forma contraria, la variable bono estaba en la binaria, no fue representativa para el multinomial.

Tabla 5-3: Variables candidatas, para ingresar al modelo de regresión logística multinomial.

Variable	Excluido	Lista de espera	Seleccionado	Total	Valor-p
<i>Sexo</i>					<i>0.0931</i>
Hombre	79	176	291	546	
Mujer	438	1136	2138	3712	0.0403* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Edad</i>					<i>2.901e-11</i>
Adulto	367	926	1552	2845	
Primera infancia	0	4	1	5	0.9779
Infante	2	2	4	8	0.3556
Adolescente	2	5	3	10	0.2572
Joven	60	125	182	367	0.0376* (Seleccionado)
Adulto mayor	86	250	687	1023	7.09e-07* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Nivel Educativo</i>					<i>2.2e-16</i>
Sin escolaridad	69	220	633	922	0.03015* (Lista de espera) 4.55e-14* (Seleccionado)
Primaria	137	428	886	1451	0.00394* (Lista de espera) 8.20e-11* (Seleccionado)
Secundaria	208	410	609	1227	
Media	16	58	74	148	0.03886* (Lista de espera)
Técnica	61	152	183	396	0.17755
Tecnología	16	32	28	76	0.11164
Pregrado	9	11	15	35	0.18926
Especialización	1	0	1	2	0.44820
Maestría	0	1	0	1	0.99999
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Discapacidad</i>					<i>3.368e-07</i>
Ninguna	476	1161	1993	3630	
Auditiva	4	11	27	42	0.3748
Física	14	70	206	290	0.01593* (Lista de espera) 7.65e-06* (Seleccionado)
Intelectual	0	2	9	11	0.9779
Mental	8	14	53	75	0.2305
Múltiple	4	8	18	30	0.7468

Continuación de Tabla 5-3

Sordoceguera	0	4	5	9	0.9999
Visual	11	42	118	171	0.0032* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Ocupación</i>					<i>2.2e-16</i>
Empleado dependiente	85	175	182	442	
Empleado independiente	37	71	71	179	0.9605
Ama de casa	286	670	1297	2253	1.39e-07* (Seleccionado)
Desempleado	68	258	627	953	0.0008* (Lista de espera) 1.30e-15* (Seleccionado)
Desocupado	7	16	22	45	0.2938
Empleado por días	19	78	133	230	0.0112* (Lista de espera) 7.4e-06* (Seleccionado)
Pensionado	7	5	5	17	0.09743
Empleado informal	8	39	92	139	0.0266* (Lista de espera) 7.44e-06* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Etnia</i>					<i>0.0315</i>
Ninguna	476	1164	2117	3757	
Afrocolombiano	37	130	258	425	0.0140* (Seleccionado)
Indígena	1	8	34	43	0.0453* (Seleccionado)
Palenquero	0	2	3	5	0.9999
Raizal	2	8	16	26	0.4348
Rom - gitano	1	0	1	2	0.2916
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Víctima</i>					<i>2.2e-16</i>
Ninguna	464	1027	1680	3171	
Amenaza	0	5	18	23	0.9782
Confinamiento	2	1	7	10	0.2250
Daños a bienes	0	1	1	2	0.9999
Delitos sexuales	0	4	2	6	0.9880
Desaparición	1	5	27	33	0.0488* (Seleccionado)
Desplazamiento forzado	33	220	596	849	1.53e-08* (Lista de espera) 2e-16* (Seleccionado)
Despojo	1	6	12	19	0.2502
Lesiones personales	3	6	8	17	0.6524

Continuación de Tabla 5-3

Reclutamiento	0	1	2	3	0.9912
Tortura	1	0	5	6	0.7685
Minas antipersonales	0	1	2	3	0.9912
Otra	12	35	69	116	0.1447
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Persona mayor</i>					<i>1.167e-11</i>
No	285	672	1011	1968	
Si	232	640	1418	2290	2.43e-08* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429		
<i>Mujer gestante- lactante</i>					<i>0.1182</i>
No	513	1283	2384	4180	
Si	4	29	45	78	0.0470* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Campesino</i>					<i>5.933e-05</i>
No	495	1217	2193	3905	
Si	22	95	236	353	0.2021* (Lista de espera) 0.0001* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Tipo de vivienda</i>					<i>0.0025</i>
Propia	114	267	522	903	
Arrendada	229	640	1211	2080	0.1933
Familiar	162	358	576	1096	0.0636.
Ocupante de hecho	1	5	15	21	0.2529
Prestada	11	42	105	158	0.0275* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Integrantes</i>					<i>0.0057</i>
1 a 5	485	1156	2180	3821	
6 a 10	31	153	247	431	0.00036* (Lista de espera) 0.00366* (Seleccionado)
Más de 10	1	3	2	6	0.5088
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Tiene cocina</i>					<i>0.0016</i>
Si	516	1304	2389	4209	
No	1	8	40	49	0.0334* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	

Continuación de Tabla 5-3

<i>Tiene nevera</i>					<i>6.893e-06</i>
Si	510	1279	2308	4097	
No	7	33	121	161	0.0006* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	
<i>Presencia de menores en el hogar</i>					<i>1.38e-05</i>
No	216	396	817	1429	
Si	301	916	1612	2829	2.46e-06* (Lista de espera) 0.0004* (Seleccionado)
Total	517	1312	2429	4258	

Con las quince variables identificadas, del análisis marginal, se construyó un modelo para predecir la $P(Y = 1)$ y $P(Y = 2)$. Luego se aplicó un proceso de selección de variables hacia atrás para elegir aquellas variables que ayudan a explicar $P(Y = 0)$, $P(Y = 1)$ y $P(Y = 2)$ con la intención de determinar el mejor conjunto de variables que expliquen si un ciudadano puede ser “seleccionado”, queda en “lista de espera” o es “excluido” de los programas del Equipo de Seguridad Alimentaria y Nutricional.

En la **Tabla 5-4** se muestra la evolución del AIC en el proceso de selección de variables hacia atrás. El modelo inicial con las quince variables tuvo un AIC de 7605.71 y el modelo final con las doce variables tuvo un AIC de 7602.08.

Tabla 5-4: Tabla de evolución del AIC cuando se retiran variables una a una del modelo de regresión logística multinomial. El símbolo – que acompaña a cada variable corresponde a un modelo completo pero sin esa variable.

Modelo	Akaike (AIC)
Completo	7605.71
–Etnia	7599.32
–Tipo de vivienda	7601.86
–Campesino	7602.08

Posteriormente, después de sacar las variables no significativas para el modelo, en la **Tabla 5-5** se lista el resultado final de las variables que son representativas para el modelo logístico multinomial. Es importante destacar, que a pesar de que las variables candidatas eran más, algunas perdieron relevancia y se reducen en cantidad las que pueden trascender dentro de los criterios de priorización. Por otro lado, con la evaluación del modelo en la base de datos se encuentra una eficiencia del 96.07% (612 de 637) en la acción de excluir o poner en lista de espera las personas que tuvieron denuncias y fueron sacados del proyecto, es decir, se

mejora el proceso de focalización.

Tabla 5-5: Modelo final regresión logística multinomial.

Nivel	Variables	Estimación	Error estándar	Valor- z	Valor- p
$P(Y = 1)$	Intercepto	-5.533e-01	2.615e-01	-2.116	0.034369
$P(Y = 2)$	Intercepto	1.205	2.618e-01	-4.603	4.16e-06
<i>Sexo</i>					
$P(Y = 2)$	Mujer	6.172e-01	1.768e-01	3.492	0.000480*
<i>Integrantes</i>					
$P(Y = 1)$	6 a 10	5.605e-01	2.114e-01	2.652	0.008010*
$P(Y = 2)$	6 a 10	3.724e-01	2.087e-01	1.785	0.74306.
<i>Presencia de menores en el hogar</i>					
$P(Y = 1)$	Si	6.887e-01	1.286e-01	5.353	8.63e-08*
$P(Y = 2)$	Si	8.411e-01	1.239e-01	6.786	1.15e-11*
<i>Etnia</i>					
$P(Y = 2)$	Indígena	1.739	1.031	1.686	0.091799*
<i>Tipo de Vivienda</i>					
$P(Y = 2)$	Arrendada	2.647e-01	1.448e-01	1.828	0.067624.
<i>Tiene nevera</i>					
$P(Y = 2)$	No	9.482e-01	4.142e-01	2.289	0.022068*
<i>Persona mayor</i>					
$P(Y = 2)$	Si	3.013e-01	1.209e-01	2.492	0.012702*
<i>Discapacidad</i>					
$P(Y = 1)$	Física	7.046e-01	3.092e-01	2.279	0.022678*
$P(Y = 2)$	Física	1.050e-01	2.971e-01	3.533	0.000411*
$P(Y = 2)$	Mental	7.424e-01	4.136e-01	1.795	0.72656.
$P(Y = 2)$	Visual	7.549e-01	3.335e-01	2.264	0.023597*
<i>Edad</i>					
$P(Y = 1)$	Joven	-3.019e-01	1.821e-01	-1.658	0.097279.
$P(Y = 2)$	Joven	-3.714e-01	1.780e-01	-2.086	0.036936*
$P(Y = 1)$	Adulto mayor	3.104e-01	1.799e-01	1.725	0.084458.
$P(Y = 2)$	Adulto mayor	6.301e-01	1.704e-01	3.699	0.000217*
<i>Ocupación</i>					
$P(Y = 1)$	Desempleado	6.740e-01	2.129e-01	3.167	0.001543*
$P(Y = 2)$	Desempleado	1.343	2.111e-01	6.363	1.98e-10*
$P(Y = 1)$	Empleado por días	6.201e-01	3.069e-01	2.020	0.043351*

Continuación de Tabla 5-5

$P(Y = 2)$	Empleado por días	8.396e-01	3.038e-01	2.763	0.005719*
$P(Y = 2)$	Pensionado	1.297	6.485e-01	-2.000	0.045481*
$P(Y = 1)$	Empleado informal	8.593e-01	4.285e-01	2.005	0.044933*
$P(Y = 2)$	Empleado informal	1.405	4.177e-01	3.363	0.000772*
<i>Víctima</i>					
$P(Y = 2)$	Desaparición	1.798	1.050e-01	1.713	0.086710.
$P(Y = 1)$	Desplazamiento forzado	1.003	2.020e-01	4.964	6.91e-07*
$P(Y = 2)$	Desplazamiento forzado	1.468	1.957e-01	7.500	6.38e-14*
<i>Nivel educativo</i>					
$P(Y = 1)$	Sin escolaridad	5.329e-01	1.849e-01	2.883	0.003941*
$P(Y = 2)$	Sin escolaridad	1.013	1.755e-01	5.773	7.79e-09*
$P(Y = 1)$	Primaria	4.969e-01	1.401e-01	3.546	0.000391*
$P(Y = 2)$	Primaria	7.643e-01	1.349e-01	5.664	1.48e-08*
$P(Y = 1)$	Media	6.407e-01	3.040e-01	2.107	1.48e-08*
$P(Y = 2)$	Media	5.077e-01	3.036e-01	1.672	0.094518.

5.3. Evaluación de los modelos propuestos

En esta sección, se realiza la evaluación detallada de los modelos de clasificación empleados en la investigación a partir de la matriz de confusión. La evaluación de estos modelos es esencial para comprender su capacidad para realizar predicciones precisas en el contexto del enfoque social que se está tratando, proporcionar una visión detallada de la calidad de las predicciones de los modelos, y validar la exactitud para clasificar correctamente cada clase en particular.

5.3.1. Matriz de confusión

La matriz de confusión es ampliamente utilizada en estadísticas y aprendizaje automático para evaluar la capacidad predictiva de un modelo, principalmente en problemas de clasificación, es decir, es una herramienta que permite la visualización del desempeño de un algoritmo que se emplea en aprendizaje supervisado. Esta matriz se presenta siempre en forma de tabla de contingencia, y sirve para mostrar las comparaciones entre las predicciones del modelo de cada clase, y las clases reales de un conjunto de datos (observaciones).

La matriz de confusión tiene cuatro entradas principales:

1. Verdaderos Positivos (*VP*): Los casos en los que el modelo predijo correctamente la clase positiva.

2. Verdaderos Negativos (*VN*): Los casos en los que el modelo predijo correctamente la clase negativa.
3. Falsos Positivos (*FP*): Los casos en los que el modelo predijo incorrectamente la clase positiva (falsas alarmas).
4. Falsos Negativos (*FN*): Los casos en los que el modelo predijo incorrectamente la clase negativa (omisiones).

Esta matriz establece la correspondencia entre las predicciones generadas por un algoritmo de aprendizaje supervisado o modelos predictivos y los resultados correctos esperados. De esta manera, se puede evaluar el rendimiento del algoritmo, identificando los errores y aciertos específicos de cada modelo durante su proceso de aprendizaje con los datos proporcionados. En la **Figura 5-1** se presenta una imagen de una matriz de confusión con las cuatro entradas correspondientes.

		Predicción	
		Positivos	Negativos
Observación	Positivos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
	Negativos	Falsos Positivos (FP)	Verdaderos Negativos (VN)

Figura 5-1: Estructura Matriz de confusión. Fuente: <https://rpubs.com/chzelada/275494>.

A partir de la matriz de confusión existen una variedad de métricas o medidas de desempeño para evaluar la pertinencia de los modelos, tales como:

- La Exactitud: se refiere a lo cerca que está el resultado de una medición del valor verdadero. En términos estadísticos, la exactitud está relacionada con el sesgo de una estimación. En síntesis, la Exactitud es la cantidad de predicciones positivas que fueron correctas.

$$Exactitud = \frac{\text{Predicciones correctas}}{\text{Total predicciones}} = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN}. \quad (5-1)$$

- La Precisión: se refiere a la dispersión del conjunto de valores obtenidos a partir de mediciones repetidas de una magnitud. Cuanto menor es la dispersión mayor la precisión. En otras palabras, responde a la pregunta ¿qué proporción de identificaciones positivas fue realmente correcta?

$$\textit{Precisión} = \frac{VP}{VP + FP}. \quad (5-2)$$

- La Sensibilidad: se refiere a la Tasa de Verdaderos Positivos o TP. Es la proporción de casos positivos que fueron correctamente identificadas por el algoritmo. En otras palabras, responde a la pregunta ¿qué proporción de positivos reales se identificó correctamente?

$$\textit{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}. \quad (5-3)$$

- La Especificidad: se refiere a la Tasa de Verdaderos Negativos o TN. Se trata de los casos negativos que el algoritmo ha clasificado correctamente.

$$\textit{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP}. \quad (5-4)$$

- Puntuación F1: se refiere a una medida de la precisión y robustez del modelo.

$$\textit{Puntuación F1} = \frac{2 \times (\textit{Precisión} \times \textit{Sensibilidad})}{\textit{Precisión} + \textit{Sensibilidad}} = \frac{2 \times VP}{2 \times VP + FP + FN}. \quad (5-5)$$

Anteriormente, se listaron algunas de las métricas para la matriz de confusión, no obstante, se debe aclarar, que existen algunas otras y la selección de estas depende de la necesidad y del tipo de evaluación que se le vaya a realizar a los modelos propios. Para el caso de los modelos logísticos de este capítulo se va a usar la “exactitud”.

En síntesis, las bondades de utilizar una matriz de confusión en la evaluación de un modelo de clasificación incluyen:

- Evaluación de rendimiento: proporciona una visión detallada del rendimiento del modelo en términos de aciertos y errores.
- Identificación de errores específicos: ayuda a identificar dónde se están cometiendo los errores, ya sea prediciendo falsos positivos o falsos negativos.
- Ajuste de umbrales: permite ajustar los umbrales de decisión del modelo para equilibrar la sensibilidad y la especificidad según los requisitos específicos del problema.
- Comparación de modelos: facilita la comparación entre diferentes modelos de clasificación, ayudando a seleccionar el modelo que mejor se adapte a los objetivos del problema.
- Validación de modelos: es útil en la validación del modelo, ya que brinda información sobre su capacidad para predecir correctamente las clases de interés.

5.3.2. Matriz de confusión para el modelo de regresión logística binaria

Para el modelo de regresión logística binaria Sección 5.1, se construyó una matriz de confusión de 2×2 , y se presentan los resultados en la **Tabla 5-6**.

Tabla 5-6: Resultado de la matriz de confusión para el modelo de regresión logística binaria.

		Valores reales	
		$Y = 1$	$Y = 0$
Valores predichos	$Y = 1$	3323	46
	$Y = 0$	376	513

Se puede observar que en la diagonal principal se encuentran los valores más grandes, lo que nos permite inferir que el modelo de clasificación está siendo eficiente, no obstante, esto se debe validar con una de las métricas o medidas de desempeño, que para este caso será la “exactitud”:

$$Exactitud = \frac{3836}{4258} = 0.9009 = 90.09\%. \quad (5-6)$$

5.3.3. Matriz de confusión para el modelo de regresión logística multinomial

Para el modelo de regresión logística multinomial Sección 5.2, se construyó una matriz 3×3 , de acuerdo a los tres niveles, “seleccionado”, “lista de espera” o “excluido”, y se presentan los resultados en la **Tabla 5-7**.

Tabla 5-7: Resultado de la matriz de confusión para el modelo de regresión logística multinomial.

		Valores reales		
		$Y = 2$	$Y = 1$	$Y = 0$
Valores predichos	$Y = 2$	2235	9	0
	$Y = 1$	175	1115	28
	$Y = 0$	19	188	489

Se puede observar en la matriz de confusión 3×3 que los valores más grandes están en la diagonal principal como sucedió en la matriz de confusión 2×2 , sin embargo, para calcular la “exactitud” se usa la estructura de la matriz referenciada en Wabang et al. (2022) y mostrada en **Figura 5-2**:

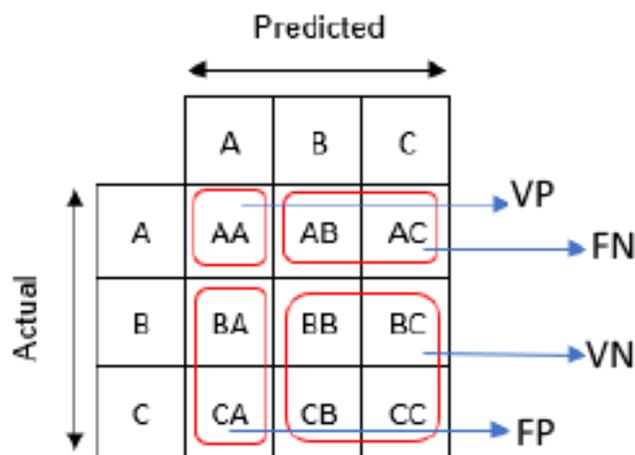


Figura 5-2: Estructura Matriz de confusión 3×3 . Fuente: Wabang et al. (2022).

$$Exactitud = \frac{4055}{4258} = 0.9523 = 95.23 \%. \quad (5-7)$$

5.3.4. Comparación de resultados

En la **Tabla 5-8** se visualizan los valores de la “exactitud” calculada en los dos modelos logísticos propuestos.

Tabla 5-8: Métricas de los modelos ajustados.

Modelo	Exactitud
Modelo de regresión logística binaria	0.9009 (90.09 %)
Modelo de regresión logística multinomial	0.9523 (95.23 %)

Se puede observar que el modelo de regresión logística multinomial tiene una mayor precisión, sin embargo, y teniendo en cuenta que la “exactitud” es una métrica comúnmente utilizada para evaluar el rendimiento general de un modelo de clasificación y podríamos optar por el modelo de regresión logística multinomial, están muy cercanos a la hora de predecir los verdaderos positivos VP , se podría elegir cualquiera de los dos modelos propuestos.

5.3.5. Modelo final propuesto

Teniendo en cuenta que el modelo que mejor se ajusta a los datos, es el modelo de regresión logística multinomial con una “exactitud” del 95.23 %, a continuación en la **Figura 5-3** se presenta un esquemático con la nueva metodología propuesta para el modelo de focalización.

Modelo a usar



Figura 5-3: Metodología propuesta.

Inicialmente, a un individuo que se va a postular a los proyectos sociales se le aplica una encuesta con las preguntas generales, las variables se ingresan al modelo de regresión logística multinomial, y este, nos entrega los valores $P(Y = 0)$ “excluido”, $P(Y = 1)$ “lista de espera” y $P(Y = 2)$ “seleccionado”.

6 Conclusiones y recomendaciones

6.1. Conclusiones

- El propósito de la validación de la ELCSA mediante modelos logísticos de la TRI era evaluar la pertinencia de la aplicación de la encuesta, no obstante, dentro de los resultados obtenidos se evidenció que ya ha sido asimilada y considerada por la población objetivo de los proyectos sociales. A pesar de que el Coeficiente alfa de Cronbach arrojó un valor elevado $\alpha = 0.97$, indicando una fuerte correlación entre los elementos de la prueba, se evidenció una marcada correlación entre las preguntas y el conocimiento previamente adquirido en diversos contextos sociales.

En consecuencia, una de las propuestas es reestructurar las preguntas y fragmentarlas en las diferentes secciones del instrumento de recolección de datos. Este enfoque permitirá establecer puntos de control y validación en general, con el objetivo de minimizar el sesgo asociado a los rasgos latentes presentes en las personas encuestadas.

- Se ha constatado que la aplicación y calificación convencional de la Escala Latinoamericana y Caribeña de Seguridad Alimentaria (ELCSA) no resulta idónea para una evaluación precisa de la inseguridad alimentaria en la población beneficiaria de programas sociales. A causa de esto, es necesario adoptar un enfoque estadístico más avanzado para asegurar una evaluación rigurosa y eficiente.

Por ende, se demostró que la aplicación de regresiones logísticas, específicamente el modelo logístico de dos parámetros (ML2P), resulta fundamental para evaluar la dificultad y la discriminación de las preguntas en la ELCSA. Este enfoque permite una comprensión más profunda de las características de las preguntas y su capacidad para distinguir entre los distintos niveles de inseguridad alimentaria. Asimismo, se ha evidenciado la importancia de emplear el modelo logístico de un parámetro (ML1P, modelo de Rasch) para calcular la puntuación de los beneficiarios en función de la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI). Este modelo ofrece una herramienta precisa para medir la inseguridad alimentaria en una escala continua, permitiendo una priorización más efectiva y una mejor identificación de la población vulnerable dentro de los programas sociales.

- Con la implementación de los modelos propuestos, se logró una clasificación precisa en más del 90 % de los individuos que, por diversas razones, manipularon la encuesta y fueron denunciados dentro del proyecto. Este logro representa un avance significativo con potenciales repercusiones positivas en la optimización de los recursos financieros y técnicos. En particular, la reducción de las denuncias podría tener efectos notables al disminuir la necesidad de contar con un gran número de profesionales realizando visitas domiciliarias para verificar la veracidad de la información proporcionada por la comunidad.

Este resultado no solo destaca la eficacia de los modelos en la detección de manipulaciones y la clasificación de los beneficiarios, sino también su capacidad para contribuir a la eficiencia operativa del proyecto, puesto que al minimizar las denuncias y validar la autenticidad de la información de manera más precisa, se abren oportunidades para una asignación más eficiente de los recursos, tanto financieros como técnicos. Estas mejoras tienen el potencial de generar ahorros sustanciales y aumentar la efectividad general de las intervenciones sociales, marcando un avance significativo en la gestión y ejecución de proyectos de este tipo.

- La propuesta de una metodología para mejorar la focalización de la población vulnerable con inseguridad alimentaria bajo la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI) no solo brindó la oportunidad de explorar alternativas desde enfoques estadísticos y psicométricos de clasificación, sino también de realizar un análisis detallado mediante estadística descriptiva. Este análisis se centró en la relación entre la variable respuesta y la cantidad de variables explicativas utilizadas actualmente en el proceso, algunas de las cuales podrían no ser necesarias para la selección de los beneficiarios.

El análisis descriptivo permitió identificar aquellas variables explicativas que no aportan significativamente a la predicción de la inseguridad alimentaria, lo que sugiere oportunidades para simplificar y optimizar el proceso de selección de beneficiarios. Este enfoque no solo mejora la eficiencia de la focalización, sino que también puede llevar a una asignación más precisa de recursos, eliminando variables redundantes y centrando la atención en aquellas que tienen un impacto significativo en la clasificación de la población vulnerable.

6.2. Recomendaciones

- Evaluar la pertinencia de mantener un proceso de focalización con un instrumento de recolección de variables tan extenso y demandante, plantea la necesidad de considerar cuidadosamente varios aspectos como:
 - Eficiencia de la recopilación de datos: analizar la eficiencia del instrumento actual

en la obtención de información relevante, y evaluar si cada variable recopilada contribuye significativamente a la identificación precisa de la población vulnerable.

- Fatiga y disposición de la población: valorar el impacto de la extensión del instrumento en la disposición y fatiga mental de la población, y como consecuencia considerar la posibilidad de reducir la longitud del cuestionario para mejorar la participación y calidad de las respuestas.
 - Evaluación continua: establecer un mecanismo para evaluar continuamente la pertinencia del instrumento a medida que evolucionan las condiciones y las necesidades de la población objetivo.
- Probar otros métodos estadísticos para mejorar el proceso de focalización de población vulnerable como los modelos bayesianos de TRI.
 - Con el objetivo de perfeccionar la capacidad de discriminación entre los ítems en el cuestionario, se sugiere la implementación de preguntas de control que incluyan respuestas basadas en estímulos visuales. Esta estrategia busca no solo evaluar la comprensión y atención de los participantes, sino también afinar la capacidad del instrumento para distinguir con precisión entre niveles de habilidad y conocimiento.
 - Generar una escala de medición de la inseguridad alimentaria adaptada a la especificidad de la población local es fundamental para capturar con precisión las dimensiones y matices de este fenómeno en el contexto específico. La creación de la escala debe seguir un proceso cuidadoso y contextualizado, considerando las siguientes pautas:
 - Inmersión contextual: profundizar en el entorno local para comprender a fondo las dinámicas culturales, socioeconómicas y alimentarias que definen la percepción de la inseguridad alimentaria en la población.
 - Diseño sensible: diseñar preguntas que sean sensibles a las realidades cotidianas de la población, evitando cualquier sesgo cultural o lingüístico que pueda distorsionar las respuestas.
 - Flexibilidad y adaptabilidad: concebir la escala como un instrumento flexible y adaptable a cambios en las condiciones locales. La inseguridad alimentaria puede evolucionar, y la escala debe poder acomodarse a estas variaciones.
 - Monitoreo continuo: establecer mecanismos de monitoreo continuo para evaluar la efectividad de la escala a lo largo del tiempo. Actualizar según las cambiantes circunstancias y necesidades de la comunidad.

Referencias

- Distrito Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación de Medellín (2020). Cifras y estadísticas por comunas y corregimientos. <https://www.medellin.gov.co/es/centro-documental> [Accessed: 20/10/2023].
- Álvarez-Uribe, M. C., Estrada-Restrepo, A., & Fonseca-Centeno, Z. Y. (2010). Caracterización de los hogares colombianos en inseguridad alimentaria según calidad de vida. *Revista de salud pública*, 12, 877–888.
- Arrimada, M. (2022). La Teoría Clásica de los Test: qué es y qué explica. [Online; accessed 26. Aug. 2023].
- Aulestia-Guerrero, E. M. & Capa-Mora, E. D. (2020). Una mirada hacia la inseguridad alimentaria sudamericana. *Ciência & Saúde Coletiva*, 25, 2507–2517.
- Blissett, R. (2017). RPubS - Logistic, Ordinal, and Multinomial Regression in R. [Online; accessed 27. Aug. 2023].
- CEPAL, C. (1995). Focalización y pobreza. *Naciones Unidas, Comisión económica para América Latina y el Caribe, Santiago de Chile*.
- Cervantes, V. (2005). Interpretaciones del coeficiente alpha de cronbach. *Avances en medicina*, 3(1), 9–28.
- DANE, E. (2023). Escala de experiencia de inseguridad alimentaria (fies) 2022. [Online; accessed 28. Oct. 2023].
- Díaz Pedraza, S. Y. (2018). Distribuciones asimétricas para el trazo latente en modelos de teoría de respuesta al ítem con múltiples poblaciones. *Departamento de Estadística*.
- Ebel, R. & Frisbie, D. (1986). *Essentials of Education Measurement*. Prentice Hall.
- Escudero, E. B., Reyna, N. L., & Morales, M. R. (2000). Nivel de dificultad y poder de discriminación del examen de habilidades y conocimientos básicos (exhcoba). *REDIE. Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 2(1).
- FAO (2023). El género en relación con la seguridad alimentaria y la nutrición. [Online; accessed 5. Oct. 2023].
- FAO, OPS, W. y U. (2019). Panorama de la seguridad alimentaria y nutricional en américa latina y el caribe 2019.
- FasterCapital (2024). Disimilaridad medicion de diferencias de datos para optimizar el analisis de cluster - FasterCapital. [Online; accessed 26. Mar. 2024].
- Gallo, I. G. (2018). Aportes de la psicometría al ejercicio profesional e investigativo en ciencias de la salud. *MedUNAB*, 21(2), 6–7.
- Galvis Arias, N. C. et al. (2019). Migración y seguridad alimentaria en colombia.

- García Pérez, R., García Pino, G., González Ballester, D., & García Moreno, R. (2010). Modelo de regresión logística para estimar la dependencia según la escala de Lawton y Brody. *Semergen*, 36(7), 365–371.
- Gómez Hernández, E. (2007). El presupuesto participativo entre democracia, pobreza y desarrollo.
- Gonulates, E. (2022). *irt: Item Response Theory and Computerized Adaptive Testing Functions*. R package version 0.2.7.
- Hambleton, R. K. & Jones, R. W. (1993). Comparison of classical test theory and item response theory and their applications to test development. *Educational measurement: issues and practice*, 12(3), 38–47.
- Hosmer, D. W., Jovanovic, B., & Lemeshow, S. (1989). Best subsets logistic regression. *Biometrics*, (pp. 1265–1270).
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). Introduction to statistical learning with applications in r.
- Kooiman, J. & Jentoft, S. (2009). Meta-governance: values, norms and principles, and the making of hard choices. *Public administration*, 87(4), 818–836.
- Lee, P., Joo, S.-H., & Lee, S. (2019). Examining stability of personality profile solutions between likert-type and multidimensional forced choice measure. *Personality and Individual Differences*, 142, 13–20.
- López, J. (2020). Experimentando con la pobreza: El sisben y los proyectos de analítica de datos en colombia. *Fundación Karisma*.
- López, V. M. G., Gracia, S. R., Galaviz, J. L. G., Sánchez, K. I. B., & Sánchez, C. M. B. (2020). Índice de dificultad y discriminación de ítems para la evaluación en asignaturas básicas de medicina. *Revista Cubana de Educación Médica Superior*, 34(1), 1–12.
- Mair, P. & Hatzinger, R. (2007). Extended rasch modeling: The erm package for the application of irt models in r. *Journal of Statistical Software*, 20.
- Martinez, D. R., Albin, J., Cabaleiro, J., Pena, T., Rivera, F., & Blanco, V. (2009). El criterio de información de akaike en la obtención de modelos estadísticos de rendimiento. In *Conference: XX Jornadas de Paralelismo*.
- Matas-Terron, A. et al. (2010). Introducción al análisis de la teoría de respuesta al ítem.
- McCullagh, P. (1980). Regression models for ordinal data. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 42(2), 109–127.
- Mills, J. A. & Prasad, K. (1992). A comparison of model selection criteria. *Econometric reviews*, 11(2), 201–234.
- Mojica Macías, J. P. (2017). Estimación bayesiana de un modelo TRI logístico en el que el trazo sigue una distribución normal truncada. *Departamento de Estadística*.
- Muñiz, J. & Fonseca-Pedrero, E. (2019). Diez pasos para la construcción de un test. *Psicothema*, 31(1).
- Muñiz Fernández, J. et al. (2010). Las teorías de los tests: teoría clásica y teoría de respuesta a los ítems. *Papeles del Psicólogo: Revista del Colegio Oficial de Psicólogos*.

- Pérez, K. (2019). Aplicación de pruebas psicométricas para la contratación de personal idóneo. *Aplicación de pruebas psicométricas para la contratación de personal idóneo*.
- Reckase, M. D. (2009). Multidimensional item response theory models. In *Multidimensional item response theory* (pp. 79–112). Springer.
- Rizopoulos, D. (2006). ltm: An r package for latent variable modelling and item response theory analyses. *Journal of Statistical Software*, 17(5), 1–25.
- Rizopoulos, D. (2007). ltm: An r package for latent variable modeling and item response analysis. *Journal of statistical software*, 17, 1–25.
- Roldán, J. M. & Martín, M. C. (2020). Aplicación de los modelos logísticos de la teoría de respuesta al ítem a pruebas diagnóstico de ingreso universitario utilizando el software R.
- Romero, G. M. O., Rojas, P. A. D., Domínguez, O. R. L., Pérez, S. M. P., & Sapsin, K. G. (2015). Dificultad y discriminación de los ítems del examen de metodología de la investigación y estadística. *Edumecentro*, 7(2), 19–35.
- Sartes, L. M. A. & Souza-Formigoni, M. L. O. d. (2013). Avanços na psicometria: da teoria clássica dos testes à teoria de resposta ao item. *Psicologia: Reflexão e Crítica*, 26, 241–250.
- Segall Corrêa, A. M., Álvarez Uribe, M. C., Melgar Quiñonez, H., & Pérez Escamilla, R. (2012). Escala latinoamericana y caribeña de seguridad alimentaria (elcsa): manual de uso y aplicaciones.
- Toro, R., Peña-Sarmiento, M., Avendaño-Prieto, B. L., Mejía-Vélez, S., & Bernal-Torres, A. (2022). Análisis empírico del coeficiente alfa de cronbach según opciones de respuesta, muestra y observaciones atípicas. *Revista Iberoamericana de Diagnóstico y Evaluación-e Avaliação Psicológica*, 2(63), 17.
- UNIR (2023). Psicometría, ¿qué es y en qué consiste esta disciplina? [Online; accessed 26. Aug. 2023].
- Velarde, M. E. C. D. & Torres-Ramos, I. (2023). Análisis psicométricos de ítems de una prueba diagnóstico sobre estadística descriptiva utilizando el modelo de rasch. *Revista Digital: Matemática, Educación e Internet*, 23(2), 1–16.
- Venables, W. N. & Ripley, B. D. (2002). *Modern Applied Statistics with S*. New York: Springer, fourth edition. ISBN 0-387-95457-0.
- Wabang, K., Nurhayati, O. D., et al. (2022). Application of the naïve bayes classifier algorithm to classify community complaints. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(5), 872–876.
- Wood, D. (1960). *Test Construction: Development and Interpretation of Achievement Tests*. Charles E. Merrill Books, Inc.
- Zhang, S., Li, X., Zong, M., Zhu, X., & Wang, R. (2017). Efficient knn classification with different numbers of nearest neighbors. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 29(5), 1774–1785.