

**UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA**

**DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS**

**ANÁLISIS DE FACTORES QUE INFLUYEN EN LA INTENCIÓN DE  
COMPRA DE PRODUCTOS ALIMENTICIOS PLANT-BASED EN  
CHILE MEDIANTE MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES**

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL INDUSTRIAL**

**AUTORA**

**JENNY ISABEL CABALLERO GUTIÉRREZ**

**PROFESOR GUÍA**

**E. CRISTÓBAL FERNÁNDEZ ROBIN**

**PROFESOR CO-REFERENTE**

**DIEGO YAÑEZ MARTÍNEZ**

**SANTIAGO DE CHILE, 02 DE JULIO, 2025**



## CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

### 1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

**Tipo de monografía (marcar una opción):**  Memoria o trabajo de título;  Tesis de Postgrado;

**Título del trabajo:** ANÁLISIS DE FACTORES QUE INFLUYEN EN LA INTENCIÓN DE COMPRA DE PRODUCTOS ALIMENTICIOS PLANT-BASED EN CHILE MEDIANTE MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

**Nombre del candidato(a):** Jenny Isabel Caballero Gutiérrez

**Carrera / Grado:** Ingeniería Civil Industrial

**Campus:** Santiago Vitacura ; **Departamento:** Industrias

### 2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Cristóbal Fernández Robin, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución

### 3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL

El trabajo **NO contiene información que amerite confidencialidad** y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (embargo) por:

6 meses;  12 meses;  2 años;  3 años;  5 años;  10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

### 4.- FIRMAS

**Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:**

Fecha: 08-08-2025 ; Firma: 

**Estudiante o Candidato(a):**

Fecha: 08-08-2015 ; Firma: 

*Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.*

## Resumen Ejecutivo

El mercado global de alimentos *plant-based* ha experimentado un crecimiento sostenido, con una tasa de crecimiento anual compuesta (CAGR) estimada del 12,3 % entre 2024 y 2031 (Meticulous Research, 2024). Esta expansión responde a cambios en los patrones alimentarios, con un aumento de dietas flexitarianas y una mayor preocupación por la salud, el medio ambiente y el bienestar animal. En Chile, esta tendencia se refleja en que el 46 % de la población ha reducido su consumo de productos animales y un 73 % se declara dispuesto a consumir alimentos vegetales con calidad nutricional igual o superior (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023a; 2023b). Sin embargo, el desarrollo de esta industria se enfrenta a desafíos regulatorios emergentes, como la Ley 21.664 y el Proyecto de Ley FoodTech, que proponen restricciones en las denominaciones y el etiquetado de productos *plant-based* (Cámara de Diputadas y Diputados de Chile, 2024a; 2024b).

El presente estudio tuvo como objetivo analizar la percepción y el comportamiento del consumidor chileno frente al consumo de productos alimenticios *plant-based*, integrando la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB) y la Teoría Valor-Actitud-Comportamiento (VAB) en un modelo de ecuaciones estructurales (SEM). Se aplicó una encuesta en línea a 422 personas residentes en Chile, de las cuales 319 fueron consideradas válidas tras un proceso de depuración. Dado que los datos no cumplían con normalidad multivariada, se utilizó el método de estimación por *bootstrapping*. Además, se incorporó un análisis de clúster bietápico para segmentar a los consumidores.

Los resultados muestran que la actitud es el principal predictor de la intención de compra ( $\beta = 0,648$ ;  $p < 0,001$ ), la cual, a su vez, influye significativamente en el comportamiento real de compra ( $\beta = 0,787$ ;  $p < 0,001$ ). La actitud se ve positivamente

influida por el atractivo sensorial ( $\beta = 0,478$ ;  $p < 0,001$ ), la sensibilidad al precio, la percepción de *green value* y la conciencia de bienestar animal. También se observaron efectos directos de la sensibilidad al precio, el atractivo sensorial y el control conductual percibido sobre la intención de compra. El modelo explicó el 50,8 % de la varianza en la actitud, el 66,5 % en la intención de compra y el 62,0 % en el comportamiento real.

Un hallazgo particularmente relevante fue el efecto negativo y marginalmente significativo de la percepción de innovación tecnológica en la intención de compra ( $\beta = -0,095$ ;  $p = 0,066$ ). Este nivel de significancia no permite establecer relación causal robusta y, en tal caso, el resultado podría interpretarse como una señal de que, en lugar de generar confianza, una imagen altamente tecnológica podría despertar escepticismo entre consumidores chilenos. Esta percepción también se ve reflejada en el rechazo hacia términos como “producto vegetal sintético”, que un 58,8 % considera que afectaría negativamente su percepción de calidad o seguridad.

El análisis de *cluster* permitió identificar tres perfiles de consumidores: (1) los Conscientes Comprometidos, quienes presentan las puntuaciones más altas en actitud, conciencia de bienestar animal, percepción de *green value*, atractivo sensorial, sensibilidad al precio y percepción de innovación tecnológica. Tienen una alta experiencia en productos *plant-based* (93,9%) y un 69,7% con dietas *plant-based*, constituyendo el segmento más valioso y propenso a la compra con motivaciones éticas, ambientales y sensoriales. (2) Los Pragmáticos Neutrales, se sitúan en un punto intermedio en todas las variables y un 83,2% tiene experiencia previa con estos productos, este *cluster* representa un grupo posiblemente abiertos al consumo por razones prácticas más que ideológicas. (3) Los Resistentes o Detractores, registran las puntuaciones más bajas en todas las variables consistentemente.

Está conformado principalmente por omnívoros (93,0%), con menor experiencia (47,9% sin consumo previo).

A partir de estos hallazgos, se proponen recomendaciones estratégicas para distintos actores de la industria *plant-based* en Chile. Para las empresas productoras, se sugiere enfocar los esfuerzos en mejorar los atributos sensoriales (sabor, textura y aroma) y comunicar de forma clara el valor agregado, dado que el atractivo sensorial y la sensibilidad al precio son factores clave para la actitud y la intención de compra. Además, la comunicación debe adaptarse a cada clúster: enfatizar ética y sostenibilidad en los Conscientes Comprometidos; priorizar beneficios prácticos como sabor, textura y precio en los Pragmáticos Neutrales; y fomentar instancias de prueba y degustación para los Resistentes o Detractores. Para distribuidores y *retailers*, se propone asegurar la disponibilidad y visibilidad de los productos *plant-based* en sus canales de venta. Finalmente, para los formuladores de políticas públicas, se aconseja evitar el uso de términos con connotaciones negativas como “producto vegetal sintético” y priorizar regulaciones centradas en la transparencia, la sostenibilidad y la educación del consumidor.



## Tabla de Contenidos

<b>1. Problema de investigación</b>	<b>8</b>
<b>2. Objetivos</b>	<b>12</b>
2.1. Objetivo General	12
2.2. Objetivos Específicos	12
<b>3. Marco Teórico</b>	<b>13</b>
3.1. Conceptos Claves	13
3.1.1. Término <i>Plant- Based</i>	13
3.1.2. Tipos de Dietas <i>Plant-Based</i>	13
3.1.2.1. Dietas Vegetarianas	14
3.1.2.1.1. Dieta Ovolactovegetariana	15
3.1.2.1.2. Dieta Lactovegetariana	15
3.1.2.1.3. Dieta Ovovegetariana	15
3.1.2.1.4. Dieta Vegana	15
3.1.2.2. Dietas Semi Vegetarianas y Flexitarianas	16
3.1.3. Etiquetas <i>Plant-Based</i> , Vegano y Vegetariano	16
3.2. Mercado de alimentos <i>Plant-Based</i>	17
3.2.1. Mercado <i>Plant-Based</i> a Nivel Global	17
3.2.1.1. Posicionamiento de Alimentos <i>Plant-Based</i> Según Etiquetado	19
3.2.2. Mercado <i>Plant-Based</i> en Chile	21
3.2.2.1. Etiquetado y Preferencias en el Mercado <i>Plant-Based</i>	23
3.2.2.2. Innovación Tecnológica en el Mercado <i>Plant-Based</i>	25
3.2.2.3. Regulación y Desafíos Legales en Chile	26
3.3. Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM)	27
3.3.1. Variables SEM	29
3.3.1.1. Variables Observadas	29
3.3.1.2. Variables Latentes	29
3.3.1.3. Variables Exógenas	30
3.3.1.4. Variables Endógenas	30
3.3.1.5. Variables de Error	30
3.3.2. Estructura del Modelo	31
3.3.2.1. Modelo de Medición	32
3.3.2.1.1. Análisis Factorial ( <i>Factor Analysis</i> )	32
3.3.2.2. Modelo Estructural	36
3.3.2.2.1. Análisis de Trayectorias ( <i>Path Analysis</i> )	36
3.3.3. Fases del Modelo SEM	38
3.3.3.1. Especificación del Modelo	39
3.3.3.2. Identificación del Modelo	40
3.3.3.3. Estimación del Modelo	41
3.3.3.4. Evaluación del Modelo	42
3.3.3.4.1. Evaluación del Ajuste Absoluto o Global	43
3.3.3.4.2. Evaluación del Ajuste Incremental	46
3.3.3.4.3. Evaluación del Ajuste de Parsimonia	47
3.3.3.5. Modificación del Modelo	49
3.4. Análisis de Clúster	49

3.4.1.	Tipos de Métodos de Agrupación.....	50
3.4.1.1.	Métodos Jerárquicos .....	50
3.4.1.1.1.	Agrupamiento Aglomerativo.....	50
3.4.1.1.2.	Agrupamiento Divisivo .....	51
3.4.1.2.	Métodos No Jerárquicos (Particionales).....	51
3.4.1.3.	Método Híbrido de Agrupación.....	51
3.4.2.	Evaluación y Validación de los Clústeres .....	52
3.4.2.1.	Interpretación de los Perfiles .....	53
3.4.2.2.	Validación Estadística de la Diferenciación entre Clústeres .....	53
3.4.2.3.	Estabilidad y Robustez de la Solución .....	54
3.4.2.4.	Significancia Teórica y Práctica.....	54
3.5.	Teorías de Comportamiento del Consumidor.....	55
3.5.1.	Teoría de la Acción Razonada (TRA) .....	55
3.5.2.	Teoría del Comportamiento Planeado (TPB).....	56
3.5.3.	Modelo Valor-Actitud-Conducta (VAB).....	57
3.6.	Modelos Propuestos sobre Consumo de Alimentos <i>Plant-Based</i> .....	58
3.6.1.	Modelo Propuesto por Kopplin y Rausch (2021).....	58
3.6.2.	Modelo Propuesto por Che Mustapa, Kallas, Silande, Gagnaire, Jan, López-Mas, y Aguiló-Aguayo (2024).....	60
3.6.3.	Modelo Propuesto por Ma y Chang (2022).....	61
3.6.4.	Modelo Propuesto por Park y Namkung (2024).....	63
3.6.5.	Modelo Propuesto por Chen, Chao y Lin (2024) .....	65
3.6.6.	Modelo Propuesto por Liao, Gungor, Girish, Lee y Wu (2025) .....	67
<b>4.</b>	<b>Modelo de Investigación e Hipótesis .....</b>	<b>69</b>
4.1.	Teoría del Valor-Actitud-Comportamiento (VAB).....	69
4.2.	Teoría del Comportamiento Planeado (TPB) .....	71
4.3.	Innovación Tecnológica, Atractivo Sensorial y Sensibilidad al Precio.....	72
<b>5.</b>	<b>Metodología.....</b>	<b>74</b>
5.1.	Diseño de la Investigación.....	74
5.2.	Población y Procedimiento.....	75
5.3.	Encuesta.....	76
5.4.	Instrumento de Medición.....	79
5.5.	Procedimiento de Análisis de Datos .....	82
<b>6.</b>	<b>Resultados .....</b>	<b>83</b>
6.1.	Análisis Exploratorio de Datos (EDA).....	83
6.2.	Descripción de la Muestra .....	87
6.2.1.	Características sociodemográficas.....	88
6.2.1.1.	Estilo de Vida y Comportamiento de Consumo .....	93
6.3.	Evaluación del Modelo SEM Propuesto.....	98
6.3.1.	Modelo de Medición.....	98
6.3.2.	Modelo Estructural .....	113
6.3.2.1.	Especificación del Modelo Estructural.....	114
6.3.2.2.	Identificación del Modelo.....	115
6.3.2.3.	Estimación del Modelo.....	116
6.3.2.4.	Evaluación del Modelo.....	119
6.3.2.5.	Mediaciones.....	121



6.3.3.	Percepción Regulación de Etiquetado de Productos <i>Plant-based</i> .....	122
6.4.	Perfiles de Consumidores .....	124
6.4.1.	Resultados <i>k-means</i> .....	126
6.4.2.	Resultados <i>TwoStep</i> .....	128
6.4.3.	Selección del Modelo de Clústeres .....	131
6.4.4.	Descripción de Perfiles de Consumidores .....	131
6.4.4.1.	Clúster 1 – “Conscientes comprometidos” .....	133
6.4.4.2.	Clúster 2 – “Pragmáticos neutrales” .....	133
6.4.4.3.	Clúster 3 – “Resistentes o detractores” .....	133
<b>7.</b>	<b>Conclusiones</b> .....	<b>137</b>
7.1.	Factores que Influyen en el Consumo de Productos <i>Plant-Based</i> y Atributos que Generan Mayor Percepción de Valor .....	137
7.2.	Percepción sobre el Uso de Tecnologías Avanzadas .....	139
7.3.	Caracterización y Diferenciación de Perfiles de Consumidores .....	139
7.3.1.	Clúster 1: "Conscientes Comprometidos" .....	140
7.3.2.	Clúster 2: "Pragmáticos Neutrales" .....	140
7.3.3.	Clúster 3: "Resistentes o detractores" .....	140
7.4.	Recomendaciones .....	140
7.4.1.	Empresas Productoras de Productos Alimenticios <i>Plant-Based</i> .....	141
7.4.2.	Distribuidores y <i>Retailers</i> .....	143
7.4.3.	Formuladores de Políticas Públicas .....	143
7.5.	Limitaciones .....	144
<b>8.</b>	<b>Referencias</b> .....	<b>145</b>
<b>9.</b>	<b>Apéndice</b> .....	<b>157</b>

## 1. Problema de Investigación

El mercado de productos alimenticios *plant-based* o basados en plantas ha tenido un crecimiento significativo a nivel mundial. Según Mintel Consulting, los lanzamientos globales de alimentos envasados *plant-based* han mostrado un crecimiento del 302% entre 2018 y 2022 (2024), y las proyecciones indican que este mercado tendrá un crecimiento en su valorización de más de 200% entre 2024 a 2031 (Meticulous Research, 2024). Este crecimiento se atribuye principalmente a un cambio en los patrones alimenticios de los consumidores, quienes están sustituyendo cada vez más los productos de origen animal por alternativas de origen vegetal, lo que ha convertido a las dietas *plant-based* en una tendencia global (Venter de Villiers *et al.*, 2024).

Un factor clave de este cambio es el auge de las dietas flexitarianas, que se caracterizan por una reducción en el consumo de productos animales sin una exclusión total y sin necesariamente seguir una dieta estrictamente vegetariana o vegana (Mascaraque, 2021). De acuerdo con la Encuesta de Salud y Nutrición de Euromonitor International, llevada a cabo en 2020, un 42% de los consumidores a nivel mundial se identifica como flexitariano, mientras que los grupos estrictamente veganos o vegetarianos representan solo el 4% y 6% respectivamente (Mascaraque, 2020). Asimismo, entre los factores que impulsan los cambios hacia dietas *plant-based*, los consumidores consideran cada vez más aspectos relacionados con la salud, el medio ambiente y los derechos de los animales. Estos tres motivos representan las principales razones no religiosas para adoptar este tipo de alimentación (Hopwood *et al.*, 2020).

En América Latina, donde las proteínas animales han sido un elemento básico de la dieta durante siglos, la comida de origen vegetal está ganando popularidad (Sharif-Emami *et*

al., 2022). Particularmente en Chile, según el informe de Ipsos “Estudio de opinión: Alimentos de Origen Vegetal” de 2023, que analiza el conocimiento y consumo de alimentos de origen vegetal en Chile, un 73% de los chilenos estaría dispuesto o muy dispuesto a consumir productos de origen vegetal con una calidad nutricional igual o superior a la alternativa animal, lo que representa un aumento de 12 puntos respecto al estudio anterior realizado en 2021. Además, un 19% de los chilenos se identificaría con una dieta *plant-based*, un 10% como flexitariano, un 6% vegetariano o vegano y un 3% como pescetariano (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023a). Por otro lado, un 46% de los chilenos habría disminuido un consumo de alimentos de origen animal en 2023, aumentando 10 puntos desde el informe anterior de 2021 (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023b). Estos números muestran un significativo interés por la disminución de productos de origen animal y su reemplazo se compensaría con un aumento en el consumo de productos de origen vegetal.

Es así como el mercado de productos *plant-based* en Chile también ha comenzado a crecer, especialmente en los últimos años, con un aumento de la oferta de productos. Por un lado, se tiene que los productos etiquetados como veganos aumentaron en un 8% desde el 2018 al 2021, en 2021 alcanzaban el 12% de cuota de mercado en el rubro alimentario. En el caso de los etiquetados como *plant-based* y sus traducciones al español aumentaron su participación al 5% en el mismo periodo (Intel Consulting y Veganuary, 2021). Asimismo, la aparición de marcas especializadas ha sido un factor clave en el crecimiento de la oferta en Latinoamérica, la cual está liderada por la *startup* chilena NotCo (Sharif-Emami *et al.*, 2022). De acuerdo con el reporte del Good Food Institute, Chile figura entre los diez países con mayor nivel de inversión en el mercado *plant-based* a nivel global, lo cual refleja el interés y potencial de crecimiento de esta industria en el país (Panescu *et al.*, 2023). Este

cambio representa no solo una transformación cultural hacia un consumo más consciente, sino también una oportunidad comercial significativa en sectores como el *retail* y la gastronomía, donde estos productos han comenzado a ganar espacio (Taglermaq, s.f.).

La creciente popularidad de estos productos ha generado la necesidad de una comprensión exhaustiva de su impacto en las elecciones de los consumidores y las tendencias del mercado (Nyambayo *et al.*, 2024). Si bien existen numerosos estudios en mercados internacionales, en Chile, a pesar del crecimiento del mercado *plant-based*, existen pocos que exploren los factores específicos que influyen en la intención de compra de estos productos en el país. Identificar estos factores es crítico para que las empresas desarrollen estrategias de marketing efectivas y para que los formuladores de políticas comprendan mejor las motivaciones y barreras de los consumidores.

Este análisis se vuelve especialmente relevante ante el contexto regulatorio emergente: el 29 de octubre de 2024, la Cámara de Diputados de Chile aprobó un proyecto de ley que establece normas para regular a las empresas *FoodTech*, aquellas que emplean tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT), *big data* e Inteligencia Artificial (IA) para desarrollar productos alimenticios alternativos. Esta ley busca crear un marco de competencia entre los alimentos de origen animal y los de origen vegetal, cuando estos últimos imitan las propiedades de los primeros (Cámara de Diputadas y Diputados de Chile, 2024a). Aunque todavía no entra en vigor, esta legislación propone restricciones en el uso de denominaciones y etiquetas a productos *plant-based*, lo que podría afectar la percepción de los consumidores y la competitividad del mercado. Ante este posible cambio regulatorio, el CEO de NotCo, Matías Muchnick, expresó en una entrevista con el Diario Financiero que, de aprobarse el

proyecto de ley en el Senado en su forma actual, la empresa evaluaría su futuro e inversión en el país (Olmos, 2024).

Por tanto, el propósito de esta investigación es analizar cuáles son los factores que influyen en la intención de compra de productos alimenticios *plant-based* en Chile, utilizando un modelo de ecuaciones estructurales (SEM) basado en la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB) y la Teoría de Valor-Actitud-Comportamiento (VAB).

La TPB permite identificar los factores que determinan la intención de compra y su relación con el comportamiento del consumidor, considerando variables como actitud, normas subjetivas y control conductual percibido (Ajzen, 1991). Sin embargo, la VAB aporta una perspectiva complementaria al explicar cómo los valores personales, como la sostenibilidad y el bienestar animal, moldean las actitudes y, en consecuencia, las decisiones de compra (Homer y Kahle, 1988). Por otro lado, el uso de SEM permite analizar relaciones causales complejas entre factores tanto psicológicos como contextuales, evaluando cómo estas interacciones y afectan la decisión de compra (Contreras, 2016; Byrne, 2010).

Con lo anteriormente discutido se pretenden resolver interrogantes como: ¿Qué factores intrínsecos y extrínsecos afectan la intención de compra de productos *plant-based* en Chile?, ¿Existen características que influyen más que otras en el consumo de estos productos?, ¿Cuáles son de mayor importancia para los consumidores y cuáles son aquellos que limitan su consumo y aceptación?, ¿Qué atributos de los alimentos *plant-based* generan valor en la percepción de los consumidores?, ¿Cómo perciben los consumidores chilenos el uso de tecnologías avanzadas en el desarrollo de productos *plant-based*?, ¿Influye la percepción de innovación tecnológica en la disposición de los consumidores a comprar productos *plant-based*?

## 2. Objetivos

### 2.1. Objetivo General

Investigar la percepción y el comportamiento de consumidores en relación con el consumo de productos alimenticios *plant-based* en Chile, empleando un modelo de ecuaciones estructurales (SEM) basado en la Teoría Valor-Actitud-Comportamiento (VAB) y la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB).

### 2.2. Objetivos Específicos

Identificar y analizar los factores intrínsecos y extrínsecos que influyen en la elección de productos *plant-based* en consumidores en Chile.

Determinar los atributos de los productos *plant-based* que generan mayor percepción de valor en consumidores chilenos, y cómo estos impactan en su preferencia y disposición de compra.

Caracterizar y diferenciar los perfiles de consumidores del segmento *plant-based* en Chile, considerando sus motivaciones y barreras hacia el consumo de estos productos.

Evaluar la percepción de consumidores chilenos respecto al uso de tecnologías avanzadas en el desarrollo de productos *plant-based* y su impacto en la disposición de compra.

### 3. Marco Teórico

#### 3.1. Conceptos Claves

##### 3.1.1. *Término Plant-Based*

El término “*plant-based*” fue acuñado en la década de 1980 por el Dr. T. Colin Campbell, quien, en el Instituto Nacional de Salud (NIH) de Estados Unidos, investigaba el impacto terapéutico de una dieta basada en vegetales, baja en grasas y alta en fibra, para la prevención del cáncer. La motivación del Dr. Campbell para crear el término fue quitar la connotación que cargan palabras como “vegano” o “vegetariano” debido a posibles posiciones éticas o ideológicas, que podrían polarizar o limitar el alcance del concepto a un público más amplio (Root The Future, 2020; Heaner, 2019).

Tras una investigación exhaustiva en busca de consenso alrededor del término, Root The Future definió el término “*plant-based*” como: “Utilizado para describir alimentos, comidas o productos elaborados exclusivamente a partir de plantas y completamente libres de ingredientes de origen animal, incluyendo lácteos, huevos, pescado, carne, miel o cualquier derivado animal como la gelatina” (2020). Estos productos a menudo buscan imitar la textura, el sabor, el aspecto o las propiedades químicas de ciertos alimentos tradicionales (Choudhury, 2025).

##### 3.1.2. *Tipos de Dietas Plant-Based*

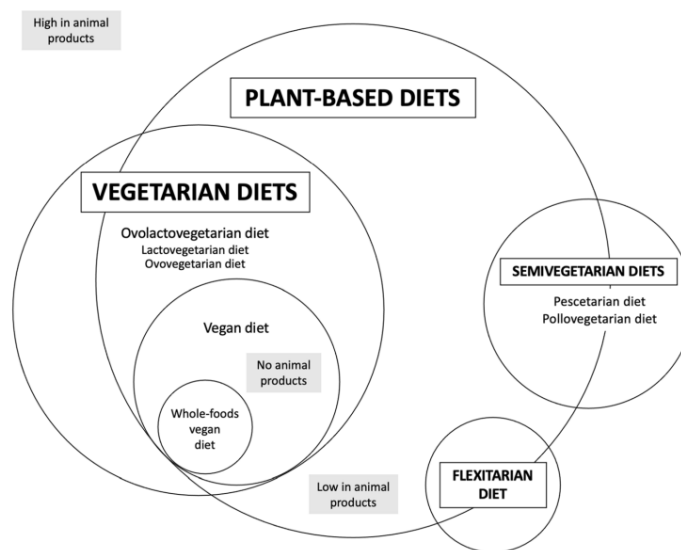
Una dieta basada en plantas o *plant-based* se compone principalmente de alimentos de origen vegetal, con pocos o ningún ingrediente de origen animal. Esto incluye vegetales, cereales integrales, legumbres, frutos secos, semillas y frutas (British Dietetic Association, 2021). Sin embargo, si un alimento se denomina *plant-based* este si es exclusivamente compuesto por plantas, sin ningún ingrediente de origen animal (Root The Future, 2020).

En una investigación realizada por Hargreaves *et al.* Con el objetivo de proporcionar una visión general de las definiciones de dietas “*plant-based*” adoptadas por diversas organizaciones a nivel mundial, se proponen nuevas definiciones estándar para estas y se analiza la noción de la dieta vegetariana como un patrón dietético restrictivo (2023).

En la **Figura 1** se define la relación entre los diferentes tipos de dietas *plant-based*, que incluye las dietas vegetarianas, semi vegetarianas y flexitarianas, quienes a su vez tienen subcategorías.

### **Figura 1**

*Relación entre los diferentes tipos de dietas plant-based*



*Nota.* Tomado de (Hargreaves *et al.*, 2023).

#### **3.1.2.1. Dietas Vegetarianas.**

Las dietas vegetarianas se definen como un patrón dietético que excluye la carne, los alimentos derivados de la carne y, en diferentes grados, otros productos de origen animal. Esta definición aplica para dietas ovovetegariana, lactovegetariana, ovovegetariana y veganas. Sin embargo, excluye a las semi vegetarianas y flexitarianas (Hargreaves *et al.*, 2023).

Estas dietas se basan en el concepto de vegetarianismo, definido como "la práctica de no comer carne ya sea por razones de salud, religiosas o para evitar ser cruel con los animales" (Cambridge University, s.f.).

***Dieta Ovolactovegetariana.*** Esta es la dieta que comúnmente se reconoce como "vegetariana", se caracteriza por la exclusión de todos los tipos de carne, incluyendo pescado, pero permite el consumo de productos lácteos y huevos. Este patrón alimentario es el más extendido dentro del vegetarianismo (Hargreaves *et al.*, 2023).

***Dieta Lactovegetariana.*** Excluye toda la carne y los huevos, pero permite el consumo de productos lácteos (British Dietetic Association, 2021).

***Dieta Ovovegetariana.*** Excluye toda la carne y los productos lácteos, pero permite el consumo de huevos (British Dietetic Association, 2021).

***Dieta Vegana.*** También conocida como dieta "vegetariana estricta", esta forma de alimentación se fundamenta en el concepto de veganismo, el cual se define más allá de lo alimentario. El veganismo es una filosofía y forma de vida que busca excluir, en la medida de lo posible y practicable, toda explotación y crueldad hacia los animales en alimentación, vestimenta u otros fines, promoviendo alternativas libres de origen animal para el beneficio de los animales, los humanos y el medio ambiente (The Vegan Society, s.f.).

En términos dietéticos, un alimento vegano es aquel que no está compuesto por ingredientes de origen animal ni utiliza productos animales en ninguna etapa de su producción o procesamiento, incluidos aditivos, agentes portadores, saborizantes o enzimas (European Vegetarian Union, 2019).

### 3.1.2.2. Dietas Semi Vegetarianas y Flexitarianas.

Las dietas semi vegetariana y flexitariana son patrones alimenticios que permiten el consumo de carne, lo que las diferencia de las dietas vegetarianas, que excluyen completamente su consumo (Hargreaves *et al.*, 2023). Aunque algunos autores y entidades consideran que los términos de dietas “semi vegetariana” y “flexitariana” son sinónimos (Henderson, s.f.; British Dietetic Association, 2021), en la **Figura 1** se presentan como excluyentes entre sí, basada en la definición de Hargreaves *et al.* (2023). Según estos autores, las dietas semi vegetarianas se caracterizan por una restricción marcada de ciertos tipos de carne. Por ejemplo, la exclusión de la carne roja en la dieta, mientras que permiten el consumo de otras, como pollo o pescado. Dentro de esta categoría se incluyen subtipos como la dieta pollovegetariana, que permite solo el consumo de pollo, y la pescetariana o pescovegetariana, que permite solo el consumo de pescado (2023).

Por otro lado, la dieta flexitariana permite el consumo ocasional de carne y productos de origen animal, sin restricciones estrictas sobre la frecuencia o el tipo de carne consumida, lo que la diferencia de la semi vegetariana (Hargreaves *et al.*, 2023).

### 3.1.3. Etiquetas Plant-Based, Vegano y Vegetariano

Existe una amplia variedad de términos para describir productos *plant-based*, y las etiquetas deben ser claras y comprensibles. Tanto los productos etiquetados como “veganos” como los “*plant-based*” no contienen ingredientes de origen animal, mientras que los “vegetarianos” excluyen la carne, pero permiten lácteos y huevos (Jacznikowska-McGirr *et al.*, 2021). En español, el término *plant-based* puede traducirse de diferentes maneras, como “de origen vegetal”, “a base de plantas” o “en base a vegetales”, entre otros (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023a).

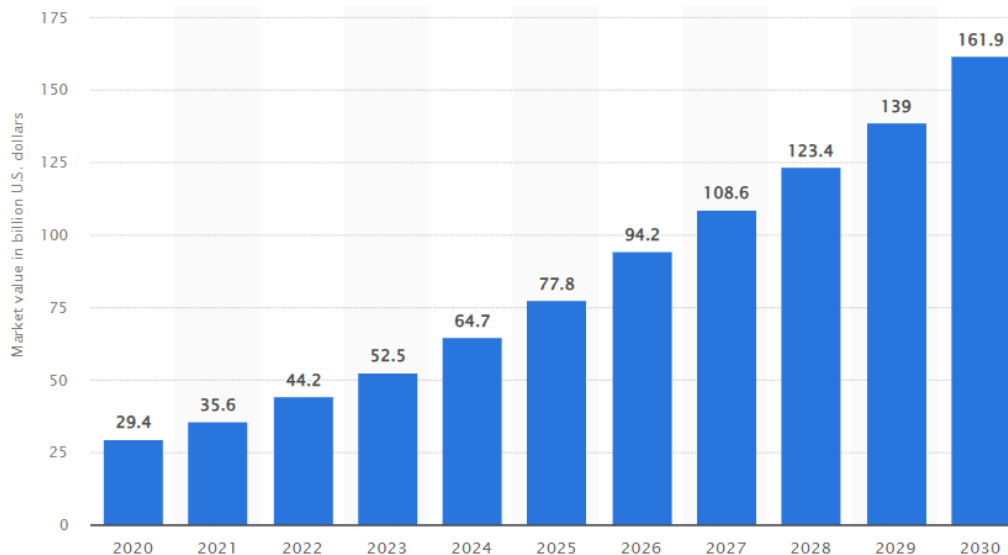
### 3.2. Mercado de alimentos *Plant-Based*

#### 3.2.1. Mercado *Plant-Based* a Nivel Global

Según datos de la base Mintel Global New Products Database, los lanzamientos de alimentos envasados *plant-based* han mostrado un crecimiento de un 301% entre 2018 y 2022 (Mintel, 2024). Para el periodo proyectado desde 2024 a 2031, se estima que la industria mundial de alimentos *plant-based* avanzará a una tasa de crecimiento anual compuesto (CAGR) del 12,3 %. Además, el valor de este mercado a nivel global fue de \$44,4 miles de millones de dólares en 2023 y se proyecta que alcance un valor de \$113,1 miles de millones de dólares al 2031 (Meticulous Research, 2024). Otras fuentes como Statista (**Figura 2**) y Mintel estiman que incluso el valor de mercado de alimentos *plant-based* llegaría a \$161,9 y \$160 miles de millones de dólares en 2030, respectivamente (Wunsch, 2024; Mintel, 2024).

#### **Figura 2**

*Valor de mercado de los alimentos de origen vegetal a nivel mundial desde 2020 a 2030 en miles de millones de dólares estadounidenses.*



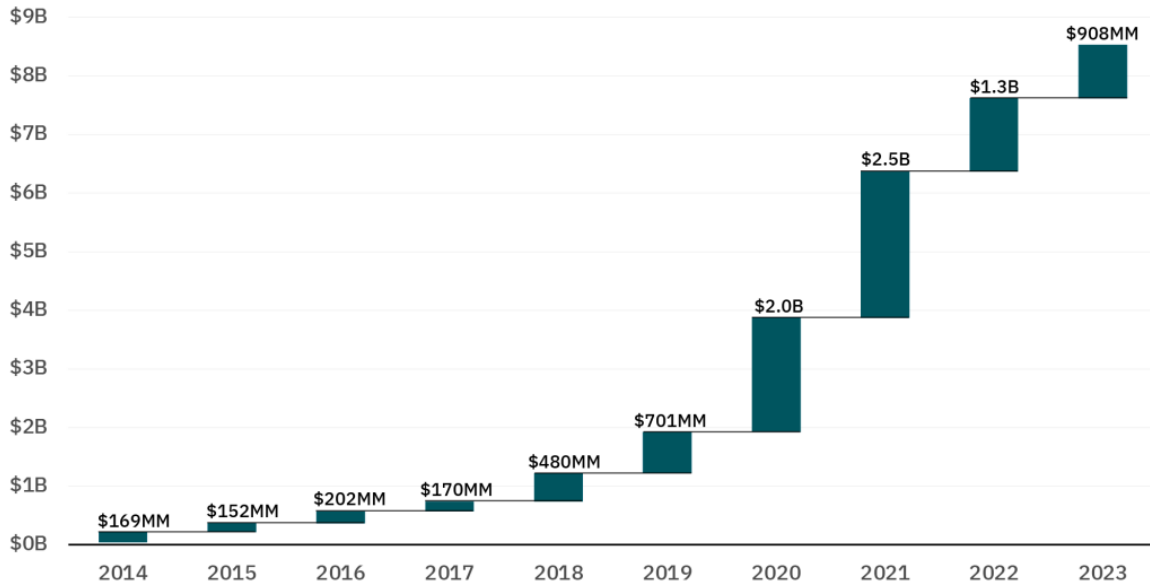
*Nota.* Considera sustitutos de carne y leche animal, más otros alimentos de origen vegetal. Tomado de (Wunsch, 2024).

Según el tipo de producto, la industria global de alimentos basados en plantas se segmenta en sustitutos de lácteos, carne, huevo, mariscos y otros. Entre estos, el segmento de sustitutos de lácteos tiene la mayor participación en el mercado y se prevé que experimente un crecimiento sostenido en los próximos diez años. Este crecimiento se atribuye al aumento de personas intolerantes a la lactosa a nivel mundial, se estima que aproximadamente el 68% de la población mundial es intolerante a la lactosa, y a la penetración de nuevos productos sustitutos de lácteos en el mercado (Meticulous Research, 2024; Storhaug, 2017).

Por otro lado, el creciente interés de los consumidores en dietas *plant-based*, motivado por preocupaciones sobre la salud, bienestar animal y el cambio climático, ha generado una ola de innovación en la industria *plant-based* a nivel mundial, lo cual ha impulsado a su vez sus inversiones en investigación y el lanzamiento de nuevos productos en economías emergentes como Asia y América Latina (Mintel, 2024; Meticulous Research, 2024). En este sentido, la **Figura 3** muestra el crecimiento sostenido en la inversión anual acumulada en empresas del sector *plant-based* entre 2014 y 2023, es destacable que desde 2019 el nivel de inversión anual está sobre los \$700 millones de dólares. La inversión continuó en ascenso, acumulando más de \$8 mil millones para 2023, lo que muestra la consolidación de la industria *plant-based* y su potencial de expansión.

### Figura 3

*Inversión acumulada y anual en empresas plant-based a nivel global (2014-2023) en miles de millones de dólares estadounidenses.*



*Nota.* Análisis de datos de Net Zero Insights sobre la inversión en empresas *plant-based*. Tomado de (Battle, 2024).

#### 3.2.1.1. Posicionamiento de Alimentos *Plant-Based* Según Etiquetado.

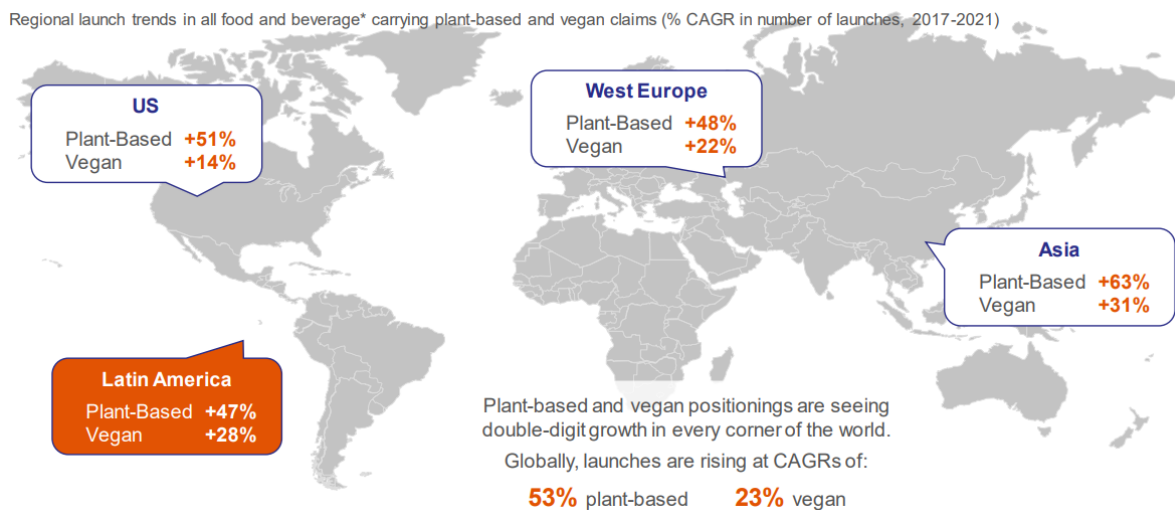
Pese a que las categorías *plant-based* están creciendo, estos productos representan un reto en términos de posicionamiento y comercialización (Mascaraque, 2020). Según Mascaraque (2020), en el informe *The Rise of Vegan and Vegetarian Food* de Euromonitor International, si bien las etiquetas “vegetariano” o “*vegetarian*” son las más populares en la industria de alimentos envasados en Asia Pacífico y Australasia, las etiquetas “vegano” o “*vegan*” presentan una mayor penetración en Europa Occidental, América del Norte y América Latina. Mientras que, la etiqueta “*plant-based*” o “en base a plantas” se queda atrás en todas las regiones. Además, argumenta que “*plant-based*” podría resultar más atractivo para consumidores que desean reducir su consumo de productos animales sin adoptar

completamente una dieta vegetariana o vegana. Esto convierte al etiquetado “*plant-based*” en una opción versátil, especialmente para aquellos consumidores que buscan opciones de consumo flexible.

En la **Figura 4**, los datos de Innova Market Insights (2022) refuerzan esta tendencia al mostrar un crecimiento de lanzamientos de productos con etiquetas *plant-based* y veganas entre 2017 y 2021. A nivel global, los productos *plant-based* crecieron a una tasa compuesta anual (CAGR) del 53%, mientras que los veganos aumentaron un 23%. En particular, América Latina también muestra un crecimiento significativo en la oferta de productos *plant-based* y veganos.

#### Figura 4

*Crecimiento de lanzamientos de productos con etiquetas de origen vegetal y veganas en diferentes regiones del mundo (2017-2021)*



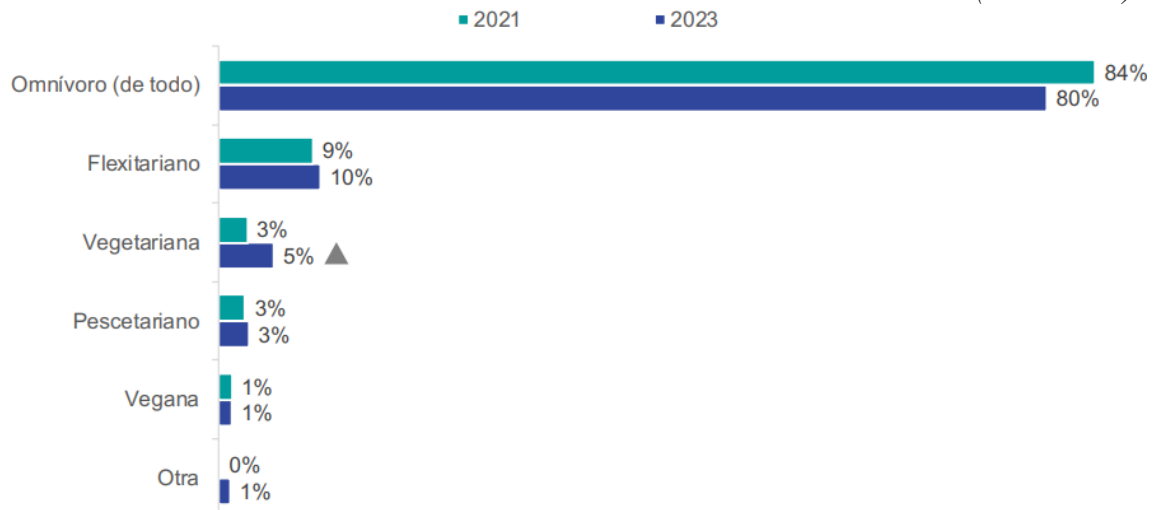
*Nota.* La tasa de crecimiento anual compuesta (CAGR) en el número de lanzamientos refleja el crecimiento promedio anual de productos etiquetados como *plant-based* o veganos en cada región durante el período 2017-2021. Tomado de (Innova Market Insights, 2022)

### 3.2.2. Mercado Plant-Based en Chile

En los últimos años, los alimentos *plant-based* han ganado popularidad en América Latina y se espera un crecimiento de \$2,1 mil millones de dólares estadounidenses en su valor de mercado entre 2023 y 2028 (Sharif-Emami *et al.*, 2022; Bonafide Research, 2023). El crecimiento del mercado de alimentos *plant-based* en América Latina refleja un cambio profundo en las preferencias de los consumidores, impulsado por una creciente preocupación por la salud, el bienestar animal y la sostenibilidad ambiental, siguiendo la tendencia global de este mercado (The Food Tech, 2024). En este contexto, el caso de Chile no es la excepción. Un estudio sobre la percepción de alimentos de origen animal, realizado por Ipsos Chile y patrocinado por la ONG Vegetarianos Hoy, evidenció un cambio significativo en los hábitos alimenticios de los chilenos entre 2021 y 2023 (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023b). Durante este período, se registró un aumento en las dietas *plant-based*, particularmente de las dietas flexitarianas y vegetarianas, acompañado por una disminución de las dietas omnívoras, como se ilustra en la **Figura 5**.

**Figura 5**

*Evolución de hábitos de alimentación en Chile (2021-2023)*



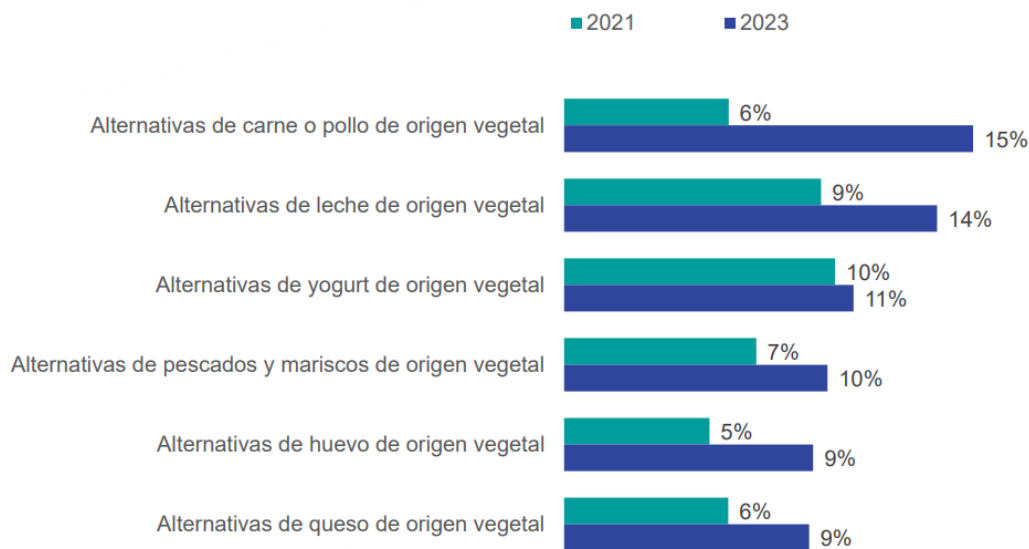
*Nota.* Tomado de (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023b)

Adicionalmente, el mismo estudio reveló que un 46% de los chilenos redujo su consumo de alimentos de origen animal en 2023, lo que representa un aumento de 10 puntos porcentuales en comparación con el informe de 2021. Este hallazgo refuerza el creciente interés de la población por disminuir su dependencia de productos animales, marcando una transición hacia alternativas de origen vegetal, evidenciando un cambio en las preferencias alimentarias en el país.

En este contexto, entre 2021 y 2023, se registraron incrementos notables en el consumo de alternativas como carnes vegetales un aumento de 9 puntos, leches vegetales 6 puntos más y yogurts vegetales aumentaron 1 punto. (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023b). En la **Figura 6** se puede observar el detalle de esta evolución en la frecuencia de consumo de alimentos de origen vegetal.

### **Figura 6**

*Evolución de la frecuencia de consumo de alimentos de origen vegetal por tipo de producto plant-based (2021-2023)*



*Nota.* Considera la suma de las respuestas de “Varias veces a la semana” y “Todos los días”. Tomado de (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023b)

Además, Chile se posiciona como líder en la región en términos de disponibilidad de productos *plant-based*. La fundación Vegetarianos Hoy en colaboración con la Fundación Albert Schweitzer realizó un estudio denominado “Ranking Vegano de Supermercados”, que evalúa la disponibilidad de productos de origen vegetal en supermercados cinco países de Latinoamérica. Chile se destacó como líder en la oferta de estos productos, con cadenas como Jumbo, Líder y Tottus ocupando 2°, 3° y 4° lugar en el ranking en términos de variedad y cantidad de opciones *plant-based* (Vegconomist, 2023). Este resultado que demuestra la creciente accesibilidad y presencia de estos productos en el mercado chileno.

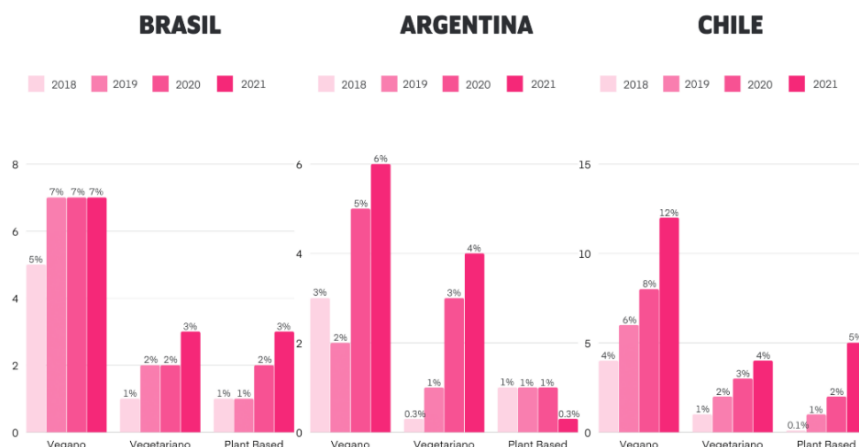
### **3.2.2.1. Etiquetado y Preferencias en el Mercado *Plant-Based*.**

Según un estudio realizado por la consultora Mintel y patrocinado por la ONG Veganuary sobre la industria *plant-based* en Latinoamérica, uno de los principales desafíos para esta industria en América Latina es la barrera del idioma (2021). El término “*plant-based*” es un término anglosajón que puede resultar confuso para algunos consumidores, especialmente aquellos no familiarizados con la jerga internacional. En cambio, los términos “de origen vegetal” y “vegano” son más familiares y comprensibles para el público local. No obstante, “*plant-based*” sigue siendo atractivo para los consumidores más jóvenes y urbanos, quienes están más expuestos a tendencias globales (Mintel Consulting y Veganuary, 2021).

En la **Figura 7** se observa un crecimiento en la cantidad de productos *plant-based* etiquetados presentes en los mercados de Brasil, Argentina y Chile. Entre 2018 al 2021, la cuota de mercado de productos etiquetados como “vegano” en Chile creció 8%, alcanzando en 2021 el 12% del total de alimentos del mercado, lo que equivale a más de uno de cada diez productos disponibles. En el caso de los etiquetados como *plant-based* y sus traducciones al español, su participación aumentó cerca de 5% en el mismo período.

**Figura 7**

Porcentaje de alimentos de origen vegetal en el mercado chileno (2018-2021)

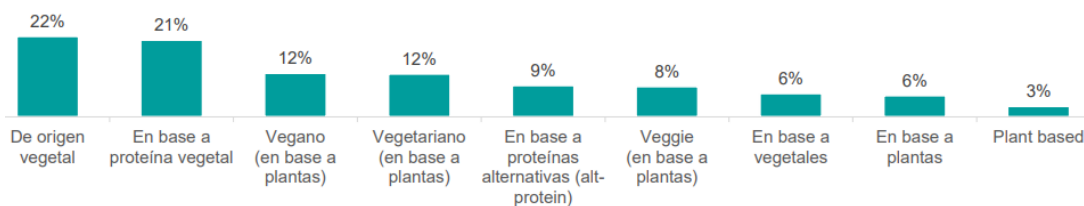


Nota. Tomado de (Mintel Consulting y Veganuary, 2021)

Por otro lado, de acuerdo con Ipsos Chile y la ONG Vegetarianos Hoy, en un estudio de percepción sobre alimentos de origen vegetal, el término “de origen vegetal” fue el preferido por el 22% de los encuestados, seguido de “en base a proteína vegetal” con un 21%, mientras que “vegano” y “vegetariano” obtuvieron un 12% cada uno (2023a). En la **Figura 8** se detallan estas preferencias. Bajo este análisis resulta importante adaptar la terminología a los gustos y entendimientos locales para facilitar la aceptación de estos productos.

**Figura 8**

Preferencias de los Consumidores Chilenos hacia Términos para Productos de Origen Vegetal



Nota. Productos de origen vegetal: Términos preferidos en el mercado chileno. Tomado de (Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy, 2023a)

### 3.2.2.2. Innovación Tecnológica en el Mercado *Plant-Based*.

La industria de alimentos *plant-based* en Chile no solo se destaca por su crecimiento, sino también por su integración con tecnologías como inteligencia artificial, nuevas técnicas agrícolas, fermentación de hongos y microorganismos, el *upcycling* y otras innovaciones (Marca Chile, 2022). Este enfoque tecnológico ha permitido a Chile consolidarse como un líder en la región, ubicándose dentro del Top 10 de países con mayor inversión en el mercado *plant-based* por dos años consecutivos, siendo además el único país latinoamericano en este ranking (Panescu *et al.*, 2023; Battle *et al.*, 2024).

Además, según el reporte 2023 de The Food Tech 500, que analiza a las empresas más destacadas en tecnología alimentaria y sostenible a nivel mundial, la categoría *plant-based* lidera con la mayor cantidad de compañías representadas dentro de las 34 categorías evaluadas (Forward Fooding, 2023).

En este contexto, de las 65 empresas *plant-based* del reporte a nivel mundial, 3 son chilenas. Done Properly, Mycobites y Quelp, fueron destacadas por sus innovaciones en productos a base de plantas (Forward Fooding, 2023). Este impulso hacia la innovación tecnológica en la industria de alimentos *plant-based* y la aparición de nuevas empresas chilenas tiene como referente a The Not Company, o NotCo. Su influencia ha sido determinante como pionera de la industria *plant-based* en Chile en la consolidación del país como un líder regional. El uso tecnologías avanzadas de inteligencia artificial para desarrollar productos que replican las propiedades de alimentos de origen animal, como la leche y la carne, ha redefinido los estándares del mercado (Marca Chile, 2022). Sin embargo, este éxito también ha estado acompañado de desafíos legales.

### 3.2.2.3. Regulación y Desafíos Legales en Chile.

En cuanto a desafíos legales en la industria, un ejemplo destacado es el caso enfrentado por NotCo en el 1º Juzgado Civil de Valdivia, donde se le acusó de prácticas consideradas como competencia desleal. La denuncia hecha por el gremio lechero Aproval sostenía que ciertos términos y estrategias de publicidad de la empresa podían inducir a error a los consumidores sobre la naturaleza de sus productos. En primera instancia, la denuncia fue acogida, pero NotCo interpuso un recurso de apelación ante el tribunal de alzada de Valdivia, y se determinó revertir el fallo. Ante esto, en febrero de 2024, Aproval llevó el caso a la Corte Suprema de Chile (Medina e Iglesias, 2024).

Respecto al marco regulatorio de Chile en este sector, en julio de 2023 la Cámara de Diputados de Chile aprobó el Proyecto de Ley que Modifica el Código Sanitario (Boletín 12599-01), para definir el concepto de carne y prohibir de esa denominación a productos que no sean de origen animal. Luego, se discutió en la Cámara de Senadores, donde fue modificada. La nueva propuesta señala que los productos de origen vegetal se podrán comercializar con esas denominaciones sólo si se indica de manera expresa, visible e inequívoca que son de origen vegetal (Cámara de Diputadas y Diputados de Chile, 2024b).

Así, la tramitación fue terminada el 17 de mayo de 2024 al ser publicada en el Diario Oficial y entrará en vigor el 18 de noviembre de 2025. Con la aprobación de esta modificación la Ley 21.664 establece que:

Las denominaciones asociadas a los productos de origen animal, tales como “hamburguesa”, “chorizo”, “salchicha”, “cecina” u otras, no pueden ser utilizadas para describir, promover o comercializar productos alimenticios que contengan mayor proporción

de materia de origen vegetal que cárnica, salvo que indiquen de manera expresa, visible e inequívoca que son de origen vegetal. (Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, s.f.)

Por otro lado, la reciente aprobación del Proyecto de Ley FoodTech (Boletín 16131-01) por la Cámara de Diputados de Chile marca un hito importante para la regulación de este sector. Esta legislación tiene como objetivo principal regular la industria FoodTech y establecer un estatuto de libre competencia entre los alimentos de origen animal y aquellos de origen vegetal que replican sus características. En este contexto, el proyecto establecería que los productos de origen vegetal-sintético son aquellos elaborados con ingredientes vegetales combinados mediante procedimientos sintéticos, químicos o biológicos, utilizando tecnologías como inteligencia artificial, *machine learning* u otras similares. Además, la ley prohibiría que estos productos sean denominados, mostrados o publicitados como derivados de animales, y establecería restricciones sobre el uso de imágenes relacionadas con la crianza y faenamiento animal. También exigiría que los envases o etiquetas de estos productos incluyan de manera clara y visible la denominación “PRODUCTO VEGETAL SINTÉTICO” (Calisto *et al.*, 2024).

Con estos cambios, las empresas chilenas tendrán que adaptarse a un entorno regulatorio más estructurado, lo que representa un desafío para continuar consolidando el sector *plant-based* en el país.

### **3.3. Modelado de Ecuaciones Estructurales (SEM)**

El modelado de ecuaciones estructurales, o SEM por sus siglas en inglés (*structural equation modeling*), no refiere a una sola técnica estadística, sino que corresponde a una familia de métodos estadísticos (Kline, 2016). En términos generales, se utiliza para especificar un fenómeno en estudio en términos de variables causales tentativas (Jöreskog y

Sörbom, 1982). El SEM tiene como objetivo principal validar hipótesis propuestas a través de la cuantificación de relaciones causales entre variables, empleando modelos que permiten representar dichas relaciones y proporcionar una prueba cuantitativa de un modelo teórico formulado por el investigador (Hoyle, 2012; Schumacker y Lomax, 2010).

En este contexto, el análisis estadístico en SEM se divide en dos componentes principales: el modelo de medición y el modelo estructural. El primero, permite al investigador(a) evaluar qué tan bien las variables observadas se combinan para identificar los constructos hipotetizados. El segundo contiene los efectos y relaciones entre variables y utiliza representaciones gráficas, como los diagramas de trayectorias (*path diagrams*), que describen estas relaciones y facilitan una comprensión visual de estas conexiones (Weston y Gore, 2006).

Además, los modelos SEM pueden ser vistos como una extensión avanzada de la regresión múltiple, con tres principales generalizaciones: (1) usualmente incluyen más de una ecuación; (2) una variable dependiente en una ecuación puede actuar como variable independiente en otra, lo que permite evaluar relaciones de dependencia múltiples y cruzadas; y (3) los SEM pueden incorporar variables latentes (no observables), a diferencia de otras técnicas estadísticas que trabajan exclusivamente con variables observables (Brunner, 2023; Escobedo Portillo *et al.*, 2016). Esta última característica destaca como una de las principales fortalezas de los SEM, ya que permite reconocer y manejar explícitamente el error de medición, integrándolo directamente en el modelo estadístico.

De acuerdo con Brunner (2023), la combinación de estas capacidades con la relativa simplicidad técnica del SEM lo convierte en una gran herramienta para representar fenómenos complejos.

### **3.3.1. Variables SEM**

El estudio de diferentes tipos de variables y la forma en que estas se relacionan conduce a resultados que reflejan de mejor forma la realidad (Ghaleb y Yaslioglu, 2024). Una de las principales características del SEM es la distinción explícita entre dos tipos de variables: las observadas y las latentes, lo que permite representar tanto conceptos directamente medibles como aquellos que deben inferirse a partir de indicadores (Kline, 2016). Además, sin importar si las variables son observadas o latentes, pueden ser definidas como independientes o dependientes (Schumacker y Lomax, 2010).

#### **3.3.1.1. Variables Observadas.**

Las variables observadas, también conocidas como variables manifiestas, son aquellas que pueden medirse directamente mediante observación, encuestas o entrevistas, y cuyos valores no han sido sometidos a manipulación matemática significativa (Contreras, 2016).

En investigación, se utilizan conjuntos de estas variables observadas como indicadores para definir una variable latente. Para ello, se emplean instrumentos de medición específicos que permiten recopilar los datos necesarios (Schumacker y Lomax, 2010). Un ejemplo de estas variables es la respuesta a una pregunta en una escala Likert de 1 a 5 (Contreras, 2016).

#### **3.3.1.2. Variables Latentes.**

Las variables latentes, también denominadas variables no observadas, factores o constructos, son conceptos teóricos que no pueden observarse ni medirse directamente. Estas variables son inferidas a partir de un conjunto de variables observadas, o indicadores, obtenidos mediante encuestas u otros métodos de medición (Schumacker y Lomax, 2010).

Por su carácter multidimensional, las variables latentes no pueden definirse mediante una sola pregunta, sino que requieren múltiples indicadores para representar su complejidad (Contreras, 2016; Byrne, 2010).

#### **3.3.1.3. Variables Exógenas.**

Las variables exógenas, también conocidas como variables independientes, son aquellas que influyen a otras en un modelo y actúan como causa de las fluctuaciones en los valores de otras variables dentro del modelo de ecuaciones estructurales. Sin embargo, el modelo no explica los cambios en sus valores, ya que se consideran influenciadas por factores externos (Byrne, 2010; Schumacker y Lomax, 2010).

#### **3.3.1.4. Variables Endógenas.**

Las variables endógenas son sinónimos con las variables dependientes, son aquellas que son causadas o explicadas por otras variables dentro del modelo, pero que no actúan como causa de otras variables (Contreras, 2016). En términos matemáticos, estas variables aparecen en el lado izquierdo de al menos una ecuación y dependen tanto de las variables exógenas como, en algunos casos, de otras variables endógenas (Brunner, 2023). Las fluctuaciones en sus valores se consideran explicadas por el modelo, puesto que todas las variables que las afectan están incluidas en la especificación de este (Byrne, 2010).

#### **3.3.1.5. Variables de Error.**

Una de las razones de la popularidad del modelado de ecuaciones estructurales radica en la importancia otorgada a la validez y fiabilidad de los datos observados obtenidos a través de instrumentos de medición. En este sentido, el error de medición tiene una gran relevancia en diversas disciplinas. Sin embargo, históricamente, los errores de medición y el análisis

estadístico de datos han sido tratados de manera separada. El modelado SEM ha abordado este problema al incorporar explícitamente los errores de medición en el análisis estadístico de datos (Schumacker y Lomax, 2010). En los modelos SEM, cada variable observada debe estar vinculada a un término de error, lo que garantiza que los modelos SEM consideren las imperfecciones inherentes a los datos observados (Ghaleb y Yaslioglu, 2024).

Barbara Byrne (2010) distingue entre dos tipos principales de términos de error. El error de medición está asociado a las variables observadas y refleja la adecuación de los indicadores observados para medir los constructos subyacentes. Este error puede derivar de dos fuentes principales: el error aleatorio, que se refiere a variaciones no sistemáticas en la medición, y el error único, que es la variabilidad específica o única de un indicador y que puede representar errores sistemáticos.

Por otro lado, los términos residuales están asociados a las variables latentes endógenas y representan el error en la predicción de factores endógenos a partir de factores exógenos. Tanto los errores de medición como los términos residuales son variables no observadas o latentes y exógenas (Byrne, 2010; Brunner, 2023).

### **3.3.2. Estructura del Modelo**

Según Barbara Byrne (2010), el modelo SEM general se divide en dos componentes principales: el modelo de medición y el modelo estructural. El primero, representado por el análisis factorial (*factor analysis*), describe las relaciones entre las variables observadas y los constructos que estas hipotéticamente miden. El segundo, fundamentado en el análisis de trayectorias (*path analysis*), define las relaciones direccionales entre las variables latente.

Cuando ambos modelos se analizan conjuntamente, se le podría denominar modelo estructural completo (Weston y Gore, 2006; Bowen y Guo, 2012).

Además, Hair Jr. *et al.* (2014) enfatizan que no debe desarrollarse ningún modelo SEM sin una teoría que lo sustente, ya que esta es esencial para la correcta especificación del modelo de medición y del modelo estructural.

### **3.3.2.1. Modelo de Medición.**

El modelo de medición define las relaciones entre las variables observadas y no observadas (Byrne, 2010). Se encarga de identificar los indicadores asociados a cada constructo y permite evaluar la validez de constructo, representa el primer paso fundamental dentro del análisis completo de un modelo SEM (Hair Jr. *et al.*, 2014). En SEM, este modelo se basa en un enfoque de análisis factorial confirmatorio, en lugar de exploratorio, y permite evaluar la validez y fiabilidad de los instrumentos de medición, como las escalas y las preguntas asociadas en encuestas, qué tan bien representan estos indicadores a las variables latentes. (Schumacker y Lomax, 2010; Ghaleb y Yaslioglu, 2024).

#### **3.3.2.1.1. Análisis Factorial (Factor Analysis).**

El análisis factorial es uno de los procedimientos estadísticos más populares para investigar relaciones entre conjuntos de variables observadas y latentes. Específicamente, este modelo evalúa hasta qué punto las variables observadas son generadas por los constructos latentes subyacentes. En este contexto, la fortaleza de las trayectorias de regresión desde los factores hacia las variables observadas, conocidas como cargas factoriales o *factor loadings*, constituye el principal objeto de interés. Al utilizar este enfoque para analizar la data, el o la investigador(a) examina la covarianza entre el conjunto de variables observadas para reunir información de los constructos latentes (Byrne, 2010).

Dentro de la familia del análisis factorial se encuentran el análisis factorial exploratorio (EFA) y el análisis factorial confirmatorio (CFA). Aunque ambos sirven para el desarrollo de escalas, estos cumplen diferentes propósitos y responden diferentes preguntas (Bowen y Guo, 2012).

**Análisis Factorial Exploratorio (EFA).** El análisis factorial exploratorio o EFA se utiliza cuando las relaciones entre las variables observadas y las latentes son desconocidas o inciertas. Este método permite determinar cómo y en qué medida las variables observadas se relacionan con los factores (Byrne, 2010).

Por lo tanto, el EFA se utiliza en etapas iniciales del desarrollo de escalas, cuando se busca responder preguntas preliminares sobre la estructura factorial de un instrumento y el desempeño de sus ítems. Sin embargo, este método no es suficiente para establecer las propiedades psicométricas completas de un instrumento (Bowen y Guo, 2012).

**Análisis Factorial Confirmatorio (CFA).** El análisis factorial confirmatorio, o CFA, se emplea cuando el investigador o investigadora posee un conocimiento previo sobre la estructura latente subyacente de las variables, fundamentado en teorías, investigaciones empíricas o en ambas. Este conocimiento permite formular hipótesis a priori sobre las relaciones entre los factores latentes y las medidas observadas, representadas por ítems como escalas, preguntas de encuestas u otras herramientas de medición (Byrne, 2010; Beavers et al., 2013, citado en Ghaleb y Yaslioglu, 2024). Los factores latentes, en este contexto, se conceptualizan como variables que explican la covarianza entre los indicadores seleccionados (Weston y Gore, 2006).

Estas hipótesis son evaluadas estadísticamente para validar la estructura del modelo propuesto, con el objetivo de determinar si los datos recolectados confirman el modelo teórico definido (Byrne, 2010; Hair Jr. *et al.*, 2014). El CFA aborda preguntas clave en la validación de instrumentos, como: "¿Los datos respaldan las dimensiones hipotéticas de la variable latente?" y "¿Los indicadores miden de manera adecuada la variable latente?" (Bowen y Guo, 2012). A diferencia del análisis factorial exploratorio (EFA), el CFA requiere modelos de medición restringidos, en los que el investigador especifica el número de factores, las relaciones entre factores e indicadores, y cualquier patrón de correlación de errores, si aplica. Además, asume una medición reflexiva, donde los factores causan los indicadores, y no al revés (Kline, 2016).

Estas relaciones entre variables observadas y latentes se reflejan en las cargas factoriales (*factor loadings*), que indican la capacidad de una variable observada para medir su factor latente correspondiente. Las cargas factoriales al cuadrado representan la comunalidad, es decir, la proporción de varianza de la variable observada explicada por el factor. Estas cargas se consideran coeficientes de validez, ya que su producto con el puntaje de la variable observada muestra cuánto de ese puntaje corresponde al "puntaje verdadero". El error de medición, en contraste, es la porción del puntaje observado que mide algo diferente de la variable latente. La fiabilidad, como medida del error de medición, puede evaluarse una vez definidos los constructos (Hair Jr. *et al.*, 2014). El enfoque del CFA es crítico para establecer las propiedades psicométricas de un instrumento de medición, y se emplea generalmente hacia el final del proceso de desarrollo de escalas para verificar la validez y fiabilidad de las medidas (Bowen y Guo, 2012).

Por último, si las variables latentes, independientes y dependientes, están bien medidas en el CFA, se puede proceder a especificar un modelo estructural para analizar cómo estas variables latentes se relacionan entre sí (Schumacker y Lomax, 2010).

***Estudio de Fiabilidad y Validez de los Constructos.*** Los principios de fiabilidad y validez son fundamentales para evaluar la calidad de la investigación, ya que reflejan la precisión con la que se mide el problema en estudio (Jain y Chetty, 2021).

Por un lado, la fiabilidad evalúa la consistencia interna de los indicadores que representan una variable latente. Un conjunto de indicadores es considerado altamente fiable si están estrechamente relacionados, lo que indica que miden el mismo constructo (Hair Jr. *et al.*, 2014). Se mide de dos formas:

- **Fiabilidad interna:** Se determina mediante el Alfa de Cronbach, la medida más utilizada de consistencia interna, especialmente con escalas de Likert. Su valor debe ser  $\alpha_c \geq 0,60$  para ser aceptable (Hair Jr. *et al.*, 2014; Jain y Chetty, 2021).
- **Fiabilidad compuesta:** Refleja la consistencia interna de las variables medidas, se considera aceptable un valor de CR (*Composite Reliability*)  $\geq 0,60$  (Ahmad *et al.*, 2016).

Por otro lado, la validez evalúa si las medidas representan correctamente el constructo de estudio (Hair Jr. *et al.*, 2014). Se evalúa en tres dimensiones principales:

- **Validez convergente:** Indica que los indicadores de un constructo están altamente correlacionados y comparten una proporción significativa de varianza común. Se verifica mediante la significancia estadística de los ítems y el valor de la Varianza Media Extraída (AVE), que debe ser  $AVE \geq 0,50$  (Ahmad *et al.*, 2016; Hair Jr. *et al.*, 2014).

- **Validez discriminante:** Evalúa si los constructos son conceptualmente distintos. Se verifica si la correlación entre constructos latentes es  $< 0,85$  y si la raíz cuadrada de la AVE de cada constructo es mayor que las correlaciones entre constructos (Ahmad *et al.*, 2016).
- **Validez del constructo:** Se alcanza cuando los índices de ajuste del modelo son adecuados (Ahmad *et al.*, 2016). La validez del constructo asegura que las mediciones reflejan correctamente un constructo latente, medido indirectamente a través de sus indicadores (Kline, 2016).

### 3.3.2.2. Modelo Estructural.

En contraste con el modelo de medición, el modelo estructural se centra en definir las relaciones entre las variables no observadas. Específicamente, establece cómo ciertas variables latentes influyen de manera directa o indirecta, es decir, “causan” cambios en los valores de otras variables latentes dentro del modelo (Byrne, 2010).

Por otro lado, un paso preliminar importante es verificar primero la validez del modelo de medición antes de intentar evaluar el modelo estructural (Byrne, 2010). Esto asegura que las variables observadas representan de manera adecuada a las latentes, proporcionando una base sólida para analizar las relaciones entre estas últimas.



#### 3.3.2.2.1. Análisis de Trayectorias (*Path Analysis*).

El análisis de trayectorias (*path analysis*) es una técnica estadística que constituye un caso particular de los modelos SEM, caracterizada por trabajar exclusivamente con variables observadas. Su objetivo principal, es evaluar qué tan bien un modelo propuesto explica las relaciones observadas en los datos (Savalei y Bentler, 2006).

Desde una perspectiva conceptual, el análisis de trayectorias se fundamenta en una teoría causal, especificando las variables relevantes y sus posibles interacciones. A partir de esta base teórica, se derivan las relaciones causales, con el objetivo de estimar la magnitud de los efectos causales en el modelo (Ruiz *et al.*, 2010). En términos generales, el análisis de trayectorias utiliza correlaciones bivariadas simples para estimar relaciones dentro de un modelo SEM, permitiendo determinar la fuerza de las trayectorias representadas en los diagramas de trayectoria. Este enfoque evalúa empíricamente la intensidad de las relaciones hipotéticas mediante una matriz de covarianza como única entrada, lo que simplifica su implementación en comparación con otros modelos más complejos (Hair Jr. *et al.*, 2014).

Este procedimiento permitió la evolución hacia los modelos SEM como una herramienta para la comprobación de teorías causales. Según este enfoque, las medidas de covariación esperadas, derivadas de los efectos causales postulados, deben coincidir con las medidas empíricas observadas en los datos, siempre que la teoría subyacente sea correcta (Ruiz *et al.*, 2010).

**Diagramas de Trayectoria (*Path Diagrams*).** Los diagramas de trayectoria o *path diagrams* constituyen la base del análisis de trayectorias, el que permite estimar empíricamente la intensidad de cada relación (o trayectoria) representada en el diagrama. Estos diagramas corresponden a la representación esquemática de modelos y aportan representación visual del modelo y el conjunto completo de relaciones entre las construcciones del modelo. Además, constituyen el equivalente gráfico de la representación matemática del modelo SEM, en la que un conjunto de ecuaciones relaciona las variables dependientes con sus variables explicativas (Byrne, 2010; Hair Jr. *et al.*, 2014).

En cuanto a notación, representada en círculos u óvalos (  ) se encuentran las variables latentes y las variables de error. Las variables observadas se representan en rectángulos (  ) (Contreras, 2016).

Por otro lado, representado por flechas unidireccionales o bidireccionales se representa la relación hipotética entre dos variables y los parámetros del modelo se representan sobre la flecha correspondiente (Weston y Gore, 2006; Ruiz *et al.*, 2010). Estas relaciones pueden expresarse mediante flechas unidireccionales ( $\rightarrow$ ) para indicar causalidad, el impacto de una variable sobre otra (coeficiente en una regresión), o bidireccionales ( $\leftrightarrow$ ) para señalar una correlación sin causalidad directa (Byrne, 2010).

Si una variable es exógena, solo salen flechas desde ella, pero no ingresan (Contreras, 2016). Sin embargo, si una variable es endógena, recibe al menos una flecha entrante (Brunner, 2023).

### **3.3.3. Fases del Modelo SEM**

En cuanto a las fases para llevar a cabo el modelo SEM, autores como Schumacker y Lomax (2010), Hoyle (2012) y Kline (2016) establecen la existencia de seis pasos para el desarrollo de esta metodología:

(1) Especificación de Modelo, (2) Identificación del Modelo, (3) Estimación del Modelo, (4) Evaluación del Modelo, (5) Modificación del Modelo y (6) Reporte de Resultados. Para la aplicación del modelamiento SEM se deben realizar estos pasos, sumado a la recolección de datos (Cupani, 2012)

### 3.3.3.1. Especificación del Modelo.

La especificación del modelo implica utilizar toda la teoría, investigación e información relevante disponible para desarrollar un modelo teórico. Antes de realizar cualquier recolección o análisis de datos, se debe especificar un modelo particular que se espera confirmar utilizando datos de varianza-covarianza (Schumacker y Lomax, 2010).

La especificación del modelo implica definir las variables latentes, asociar las observadas a cada una, establecer la escala de las variables latentes, incluir los errores de medición y señalar correlaciones entre ellos, además de identificar las correlaciones entre factores latentes (Hoyle, 2012; Bowen y Guo, 2012).

Una vez que se ha determinado qué variables observadas y latentes incluir en el modelo, debe definir las relaciones entre estas variables. Además, debe especificar si la relación entre ellas es de tipo no direccional o direccional. Luego, es necesario definir el estado de los parámetros en el modelo, los cuales pueden ser especificados como fijos o libres. Los parámetros fijos son aquellos cuyos valores son determinados por el investigador o investigadora (0 – 1) y, por lo tanto, no se estiman, mientras que los parámetros libres se estiman a partir de los datos recopilados (Hoyle, 2012). Se pueden especificar tres tipos de parámetros principales: efectos direccionales, varianzas y covarianzas. Los efectos direccionales describen las relaciones entre las variables latentes y sus indicadores, conocidas como cargas factoriales, así como las interacciones entre las propias variables latentes, denominadas coeficientes de trayectoria (Weston y Gore, 2006).

Un modelo se considera correctamente especificado cuando el modelo poblacional real se alinea con el modelo teórico que se está evaluando, es decir, cuando la matriz de

covarianza muestral es reproducida de manera adecuada por el modelo teórico propuesto. Por lo tanto, el objetivo del investigador o investigadora es determinar el mejor modelo posible que genere la matriz de covarianza muestral (Schumacker y Lomax, 2010).

Por último, un modelo especificado se expresa formalmente mediante una notación acompañada de un conjunto de ecuaciones o un diagrama. Aunque ambos enfoques son válidos, lo más común es representar el modelo gráficamente, ya que esto facilita la identificación de las ecuaciones y los parámetros (Hoyle, 2012; Ruiz *et al.*, 2010).

### 3.3.3.2. Identificación del Modelo.

Determinar si un modelo está identificado debe analizarse antes de la recolección de datos y se determina que un modelo está identificado si todos los parámetros lo están, es decir, si existe una solución única para cada uno de los parámetros estimados (Cupani, 2012).

Existe una serie de reglas generales aplicables para identificar un modelo, una de ellas es la regla de los grados de libertad (Cupani, 2012; Weston y Gore, 2006). A continuación, se presenta la fórmula para el cálculo de los grados de libertad según Hair Jr. *et al.* (2014):

$$GL = \frac{1}{2} (V_{observadas} [V_{observadas} + 1]) - P_{libres} \quad (1)$$

Donde  $V_{observadas}$  corresponde a la cantidad de variables observadas del modelo y  $P_{libres}$  corresponde a la cantidad de parámetros a estimar. Un modelo identificado cuenta con exactamente cero grados de libertad ( $GL = 0$ ). Aunque esto garantiza un ajuste perfecto al modelo, su utilidad es limitada, ya que la solución obtenida no puede ser generalizada. Un modelo sobreidentificado tiene más restricciones de las necesarias, lo que implica grados de libertad positivos ( $GL > 0$ ). Este es el objetivo de todos los modelos de ecuaciones estructurales y permite probar si el modelo teórico se ajusta adecuadamente a los datos. En

contraste, un modelo subidentificado ( $GL < 0$ ) requiere más información de la que está disponible, lo que imposibilita la estimación de los parámetros (Weston y Gore, 2006; Cupani, 2012).

### 3.3.3.3. Estimación del Modelo.

Después de especificar el modelo, determinar su identificación, recolectar datos de una muestra suficientemente grande y resolver cualquier problema con los datos, se procede a la estimación del modelo (Weston y Gore, 2006). El principal objetivo en esta etapa es calcular los valores de los parámetros que minimicen la diferencia entre la matriz de covarianza muestral y la matriz de covarianza poblacional implícita en el modelo. Este proceso se realiza mediante la minimización de una función de discrepancia, cuyo valor refleja el grado de diferencia entre ambas matrices, donde un valor mínimo indica el mejor ajuste posible (Byrne, 2010). El proceso de estimación utiliza un enfoque iterativo, comenzando con valores iniciales que se actualizan progresivamente hasta que se alcanza al mínimo (Hoyle, 2012).

Para la estimación de los valores de los parámetros desconocidos, así como su respectivo error de medición se pueden utilizar diversos programas computacionales como LISREL, AMOS o EQS (Escobedo Portillo *et al.*, 2016). Una de las técnicas más utilizadas es la de máxima verosimilitud (*maximum likelihood* - ML), que resulta eficiente y no sesgada bajo el supuesto de normalidad multivariada. No obstante, ante datos que no cumplen este supuesto, se recomiendan métodos alternativos como los mínimos cuadrados ponderados (*weighted-least squares* - WLS), mínimos cuadrados generalizados (*generalized least squares* - GLS) o métodos asintóticamente libres de distribución (*asymptotically distribution-free* - ADF). En particular, este último destaca por su insensibilidad a la no normalidad,

aunque requiere muestras amplias ( $N = 500$  o más) (Cupani, 2012; Schumacker y Lomax, 2010). Por último, Barbara Byrne señala que se puede utilizar *bootstrapping* en AMOS para muestras sin normalidad multivariada (2010).

#### **3.3.3.4. Evaluación del Modelo.**

La evaluación del ajuste de un modelo tiene como objetivo determinar en qué medida los datos respaldan el modelo teórico propuesto. Esto implica evaluar qué tan bien explica el modelo planteado a los datos obtenidos (Schumacker y Lomax, 2010; Kline, 2016).

En un análisis SEM, el principal interés radica en examinar la bondad del ajuste, que evalúa la similitud entre la matriz de covarianza observada y la matriz implícita generada por el modelo. Aunque no se espera que ambas matrices sean idénticas, es fundamental que sean lo suficientemente similares para respaldar el modelo planteado. Para ello, se han desarrollado múltiples índices de ajuste que ayudan a determinar el nivel de adecuación del modelo (Bowen y Guo, 2012).

Existen tres tipos principales de medidas de calidad del ajuste: (1) medidas absolutas, que valoran el ajuste global del modelo; (2) medidas incrementales, que comparan el modelo propuesto con otros modelos alternativos definidos por el o la investigadora; y (3) medidas de parsimonia, que ajustan las medidas de calidad teniendo en cuenta el número de coeficientes estimados para analizar la eficiencia del modelo (Hair *et al.*, 2001; citado en Cupani, 2012).

La evaluación puede tener diferentes propósitos: confirmar el modelo tal como fue planteado o modificarlo para optimizar su ajuste. Este proceso es objeto de continuo análisis y debate, particularmente en lo relacionado con los criterios para aceptar o rechazar un

modelo. La importancia de esta decisión ha impulsado el desarrollo de nuevos estadísticos e índices de ajuste para perfeccionar las evaluaciones realizadas (Hoyle, 2012).

Por último, además de evaluar el ajuste del modelo, es importante considerar la significancia de los parámetros estimados, los cuales son similares a los coeficientes de regresión. Además de un buen ajuste, se requiere que el modelo presente coeficientes significativos (Cupani, 2012).

A continuación, se presentan los estadísticos asociados al análisis de bondad de ajuste por tipo:

#### **3.3.3.4.1. Evaluación del Ajuste Absoluto o Global.**

Los índices de ajuste absoluto evalúan qué tan bien un modelo se ajusta a los datos, sin la necesidad de comparar con otro modelo de referencia, a diferencia de los índices de ajuste incremental. Su cálculo se basa en la comparación con la ausencia de modelo alguno (Hair Jr. *et al.*, 2014; Hooper *et al.*, 2008). Sin embargo, que un modelo se ajuste a los datos no garantiza su adecuación, ya que un modelo incorrecto podría ajustarse añadiendo parámetros hasta alcanzar grados de libertad cero (Kline, 2016).

Estas medidas constituyen una de las formas más básicas de determinar qué tan bien la teoría planteada se corresponde con los datos. Entre los índices de esta categoría se encuentran la prueba de Chi-Cuadrado, el RMSEA, el GFI, el AGFI, el RMR y el SRMR (Hooper *et al.*, 2008).

**Chi-Cuadrado ( $\chi^2$ ).** El estadístico Chi-Cuadrado ( $\chi^2$ ) compara las matrices de covarianza observadas y estimadas, siendo la única medida con una prueba estadística directa de significancia. Evalúa la hipótesis nula de que la matriz estimada reproduce la matriz

observada (Bagozzi y Yi, 2012; Hair Jr. *et al.*, 2014). Sin embargo, su sensibilidad al tamaño muestral puede llevar a rechazar esta hipótesis incluso con un buen ajuste en muestras grandes (más de 200 casos) o a no detectarlo en muestras pequeñas (menos de 100 casos) (Schumacker y Lomax, 2010; Ruiz *et al.*, 2010).

Para mitigar esta sensibilidad, se recomienda dividir el  $\chi^2$  entre los grados de libertad ( $\frac{\chi^2}{GL}$ ). Un valor entre 0 y 3 indica un buen ajuste del modelo (Hooper *et al.*, 2008; Hu y Bentler, 1999).

**Razón Cuadrada del Error Medio Cuadrático (RMSEA).** La Razón Cuadrada del Error Medio Cuadrático (RMSEA) es un índice que evalúa qué tan bien un modelo aproxima la realidad, reconociendo que los modelos son aproximaciones y no representaciones perfectas. Un RMSEA bajo indica un buen ajuste, considerándose aceptables valores menores a 0,05 según Hox y Bechger (1999) y óptimos los inferiores a 0,06 según Hu y Bentler (1999).

**Índice de Bondad de Ajuste (GFI) e Índice Ajustado de Bondad de Ajuste (AGFI).** El Índice de Bondad de Ajuste (GFI) evalúa qué tan bien se ajusta el modelo hipotetizado a los datos observados, midiendo la proporción de varianza explicada por el modelo. Sus valores oscilan entre 0 y 1, donde 1 indica un ajuste perfecto y valores inferiores a 0,90 suelen considerarse inaceptables (Savalei y Bentler, 2006; Bhale y Singh Bedi, 2023).

El Índice Ajustado de Bondad de Ajuste (AGFI) es una versión del GFI que penaliza la complejidad del modelo al considerar la proporción de grados de libertad utilizados. Este índice penaliza los modelos más complejos y favorece aquellos con un número menor de

parámetros libres. Suele presentar valores más bajos que el GFI, en proporción a la complejidad del modelo (Hair Jr. *et al.*, 2014; Hox y Bechger, 1999).

Sin embargo, una desventaja de estos índices es que tiende a generar valores más altos a medida que aumenta el tamaño de la muestra (Savalei y Bentler, 2006). Aunque es menos frecuente su uso en comparación con otros índices, resulta útil para modelos menos sensibles al tamaño muestral y la complejidad del modelo (Hair Jr. *et al.*, 2014).

**Residual Medio Cuadrático (RMR) y Residual Medio Cuadrático Estandarizado (SRMR).** Los índices basados en los residuos, como el Residuo Medio Cuadrático (RMR) y el Residuo Medio Cuadrático Estandarizado (SRMR), evalúan las diferencias promedio entre las varianzas y covarianzas observadas en la muestra y las estimadas en la población (Tabachnick y Fidell, 2013).

El SRMR es un índice absoluto de ajuste que mide el “mal ajuste” del modelo. Representa una versión estandarizada del Residuo Medio Cuadrático (RMR), evaluando la media de los residuos absolutos de las covarianzas. Un SRMR igual a 0 indica un ajuste perfecto, mientras que valores mayores reflejan un ajuste deficiente. Este índice se calcula como la raíz cuadrada del promedio de los residuos cuadráticos en una métrica estandarizada, lo que mide la discrepancia entre las correlaciones observadas y las predichas (Kline, 2016).

Un  $SRMR \leq 0,08$  se considera aceptable, mientras que valores entre 0,08 y 0,10 indican un ajuste marginal, y superiores a 0,10 reflejan un mal ajuste (Hu y Bentler, 1999; Kline, 2016). Además, este índice tiende a disminuir en modelos con un alto número de parámetros o en aquellos basados en muestras grandes (Hooper *et al.*, 2008).

#### 3.3.3.4.2. *Evaluación del Ajuste Incremental.*

Los índices incrementales de ajuste evalúan cómo mejora el ajuste del modelo propuesto en comparación con un modelo de referencia, generalmente un modelo nulo que asume que todas las variables observadas son independientes (Hair Jr. *et al.*, 2014). Estos índices miden el cambio relativo en el estadístico Chi-Cuadrado y son valorados por su capacidad para reflejar mejoras prácticas en el ajuste del modelo, incluso frente a estructuras más complejas (Savalei y Bentler, 2006).

**Índice de Ajuste Comparativo (CFI).** El Índice de Ajuste Comparativo (CFI) es un índice incremental diseñado como una versión mejorada del Índice de Ajuste Normado (NFI). Este índice está normalizado para valores entre 0 y 1, donde los valores más altos reflejan un mejor ajuste del modelo. Una de sus principales ventajas es su relativa insensibilidad a la complejidad del modelo, lo que lo convierte en una de las métricas más utilizadas para evaluar el ajuste en SEM (Hair Jr. *et al.*, 2014).

El CFI compara la desviación del modelo propuesto con la del modelo de nulo (Kline, 2016). Inicialmente, se consideraban valores superiores a 0,90 como indicativos de un buen ajuste (Hair Jr. *et al.*, 2014). Sin embargo, estudios recientes sugieren que un valor de  $CFI \geq 0,95$  es más adecuado para evitar aceptar modelos mal especificados (Hu y Bentler, 1999).

**Índice de Ajuste Normado (NFI).** El Índice de Ajuste Normado (NFI) evalúa la calidad del modelo al comparar el valor de  $\chi^2$  del modelo ajustado con el de un modelo nulo, que representa el peor escenario posible al asumir que todas las variables medidas son independientes entre sí. Este índice se calcula dividiendo ambos valores de  $\chi^2$  y presenta una escala entre 0 y 1, donde un ajuste perfecto alcanzaría un valor de 1 (Hair Jr. *et al.*, 2014).

Su sensibilidad a la complejidad del modelo puede inflar artificialmente los valores, por lo que su uso ha disminuido en favor de índices incrementales más recientes. Los criterios actuales sugieren que un valor de  $NFI \geq 0,95$  indica un buen ajuste del modelo (Hair Jr. *et al.*, 2014; Hu y Bentler, 1999).

**Índice de Tucker-Lewis (TLI).** El Índice de Tucker-Lewis (TLI), también conocido como *Non-Normed Fit Index* (NNFI), evalúa el ajuste del modelo estimado en comparación con un modelo base, usualmente un modelo nulo (Bhale y Singh Bedi, 2023).

El TLI tiene un rango de 0 a 1, donde valores cercanos a 1 indican un ajuste perfecto. Como regla general, un valor de 0,90 es aceptable para considerar un modelo adecuado, mientras que valores iguales o superiores a 0,95 reflejan un buen ajuste (Hox y Bechger, 1999; Hu y Bentler, 1999). Aunque algunos autores sugieren valores tan bajos como 0,80 como umbral, se reconoce que un TLI mayor o igual a 0,95 es el estándar recomendado para garantizar un ajuste robusto (Hu y Bentler, 1999).

#### **3.3.3.4.3. Evaluación del Ajuste de Parsimonia.**

Los índices de ajuste de parsimonia valoran la capacidad de un modelo para lograr un buen ajuste con la menor cantidad de parámetros posibles, estos índices penalizan la complejidad del modelo fomentando soluciones más simples y eficientes. Este enfoque complementa a los índices absolutos e incrementales (Hair Jr. *et al.*, 2014; Schumacker y Lomax, 2010).

Entre los índices más utilizados en esta categoría se encuentran el Índice de Bondad de Ajuste con Parsimonia (PGFI), el Índice de Ajuste Normado con Parsimonia (PNFI) y el

Criterio de Información de Akaike (AIC); los cuales son particularmente útiles para comparar el ajuste entre dos modelos (Bhale y Singh Bedi, 2023).

**Índice de Bondad de Ajuste con Parsimonia (PGFI).** El PGFI tiene en cuenta la complejidad de los modelos al dividir el valor del índice GFI entre los grados de libertad del modelo analizado, lo que permite reflejar el ajuste relativo considerando la simplicidad estructural (Bhale y Singh Bedi, 2023)

**Índice Ajustado de Parsimonia Normalizado (PNFI).** El índice PNFI es una modificación del NFI. A diferencia del NFI, el PNFI toma en cuenta el número de grados de libertad utilizados para alcanzar un determinado nivel de ajuste, se calcula como  $\left(\frac{NFI}{GL}\right)$ . La parsimonia se logra cuando se obtiene un alto nivel de ajuste utilizando un menor número de grados de libertad al especificar los coeficientes a estimar (Schumacker y Lomax, 2010). Este índice se emplea para comparar diferentes modelos y favorece los menos complejos, considerando que el valor más alto refleja el mejor soporte según los criterios evaluados (Hair Jr. *et al.*, 2014).

Ambos índices, PGFI y PNFI, penalizan de manera significativa la complejidad del modelo, lo que genera valores de ajuste de parsimonia considerablemente más bajos en comparación con otros índices de bondad de ajuste (Hooper *et al.*, 2008). Estos índices con un valor superior a 0,80 pueden ser útiles en algunas soluciones, pero con frecuencia conducen a decisiones inapropiadas en otras. Por ello, deben considerarse únicamente como guías generales y no como criterios definitivos (Hu y Bentler, 1999).

### **3.3.3.5. Modificación del Modelo.**

La etapa de evaluación del ajuste busca determinar qué tan bien el modelo propuesto explica los datos recolectados. No obstante, es frecuente que un modelo inicial no logre un ajuste satisfactorio, lo que lleva a considerar su modificación o reespecificación. Este proceso debe fundamentarse en teorías relevantes y en hallazgos de estudios previos para justificar posibles cambios (Kline, 2016).

La reespecificación del modelo implica identificar errores de especificación, lo que puede requerir ajustes como liberar (estimar) o fijar (no estimar) parámetros en el modelo. Estas modificaciones buscan generar modelos alternativos mejor definidos y evaluados (Bowen y Guo, 2012; Schumacker y Lomax, 2010).

Aunque los cambios pueden ser guiados por herramientas estadísticas, es esencial que las decisiones se basen principalmente en consideraciones racionales y teóricas. Además, cualquier modelo reespecificado debe estar identificado; de lo contrario, no será posible proceder con su estimación (Kline, 2016).

## **3.4. Análisis de Clúster**

El análisis de clúster es una técnica estadística multivariada cuyo propósito es identificar grupos homogéneos de individuos u objetos dentro de un conjunto de datos, sin antes preestablecer dichos grupos. Esta metodología permite clasificarlos en subgrupos que comparten características similares entre sí. El objetivo es maximizar la similitud entre los miembros de un mismo clúster y, a la vez, acentuar las diferencias entre clústeres distintos (Hair *et al.*, 2019).

En términos generales, el análisis de clúster comprende tres etapas: (1) la primera consiste en medir el grado de similitud o asociación entre las observaciones; (2) la segunda corresponde al proceso de agrupación propiamente tal, donde se forman los clústeres; y (3) la tercera implica la caracterización o perfilamiento de los grupos resultantes, con el fin de comprender su composición y atributos principales (Hair *et al.*, 2019).

### ***3.4.1. Tipos de Métodos de Agrupación.***

Los algoritmos de análisis de clúster se clasifican principalmente en dos grandes categorías (Cheu, Kwoh y Zhou, 2004; Hair *et al.*, 2019).

#### **3.4.1.1. Métodos Jerárquicos.**

Existen dos tipos principales de análisis de clúster jerárquico: aglomerativo y divisivo. Ambos construyen una estructura jerárquica en forma de árbol, que usualmente se representa mediante un dendrograma. Este gráfico muestra cómo se han ido uniendo o separando los grupos en distintos niveles del análisis (Cheu *et al.*, 2004). Se incluyen entre los métodos jerárquicos el *single linkage*, *complete linkage*, *average linkage* y el método de Ward (Hair *et al.*, 2019).

##### ***3.4.1.1.1. Agrupamiento Aglomerativo.***

En los métodos jerárquicos aglomerativos, cada observación comienza siendo su propio clúster. A medida que avanza el análisis, en cada etapa se fusionan los dos clústeres más similares, reduciendo progresivamente el número total de grupos, hasta que finalmente todos los casos se agrupan en un único clúster (Cheu *et al.*, 2004). Dentro de este enfoque, el método de Ward es uno de los más utilizados, ya que minimiza el aumento en la varianza interna al momento de unir clústeres. Esto permite formar grupos más homogéneos y de tamaños más equilibrados (Hair *et al.*, 2019).

#### **3.4.1.1.2. Agrupamiento Divisivo.**

En los métodos jerárquicos divisivos, el análisis parte desde un único clúster que contiene todas las observaciones. A partir de ahí, se va dividiendo en subgrupos cada vez más pequeños, buscando siempre separar los elementos que son más distintos entre sí, hasta que cada observación queda en un clúster individual (Cheu *et al.*, 2004). Aunque este enfoque también construye una estructura jerárquica, es menos usado en la práctica debido a su alta complejidad computacional (Hair *et al.*, 2019).

#### **3.4.1.2. Métodos No Jerárquicos (Particionales).**

Requieren que el investigador especifique *a priori* el número deseado de clústeres ( $k$ ). El algoritmo asigna las observaciones a los  $k$  clústeres de manera que se optimice una función objetivo, comúnmente minimizando la varianza intraclúster. El algoritmo *k-means* es el más conocido dentro de esta categoría, buscando minimizar la suma de los cuadrados de las distancias entre cada observación y el centroide (media) de su clúster asignado. Opera de forma iterativa, reasignando observaciones y recalculando centroides hasta la convergencia (Hair *et al.*, 2019).

#### **3.4.1.3. Método Híbrido de Agrupación.**

Una estrategia común es combinar métodos jerárquicos y no jerárquicos, ya que así se aprovechan las ventajas de ambos (Hair *et al.*, 2019). Primero se aplica un método jerárquico para explorar los datos y determinar cuántos clústeres es adecuado formar. Luego, se usa un método no jerárquico con ese número de clústeres ya definido. Incluso se pueden usar los centroides obtenidos en el análisis jerárquico como puntos de inicio para *k-means*. Esto permite ajustar mejor los grupos, ya que este método sí permite que los casos cambien de clúster durante el proceso (Hair *et al.*, 2019).

Otra forma de combinar métodos jerárquicos y no jerárquicos ha sido implementada en *softwares* como SAS (CLUSTER en Enterprise Miner) e IBM SPSS (*TwoStep*), especialmente pensada para el análisis de grandes volúmenes de datos (Hair *et al.*, 2019). El agrupamiento bietápico o *TwoStep clustering* de SPSS, entrega información valiosa y es una herramienta robusta que se destaca por su capacidad de trabajar con variables tanto categóricas como continuas, su selección automática del número de clústeres y su eficiencia para analizar grandes conjuntos de datos. Además, es considerada robusta debido a que, a pesar de sus supuestos de independencia y distribución normal de las variables continuas, las pruebas internas demuestran su resistencia a las violaciones de estas condiciones. La información clave que proporciona para la toma de decisiones incluye la distribución de los casos en cada clúster, medias y la importancia relativa de cada variable en la formación de dichas agrupaciones (Brawijaya Professional Statistical Analysis, 2011). Sin embargo, una de sus limitaciones es su carácter de “caja negra”, ya que se tiene escaso control sobre los pasos internos del algoritmo, aunque este método se puede utilizar tanto cuando el número de clúster es conocido a priori y cuando es desconocido (Universidad de Granada, s.f.).

### **3.4.2. Evaluación y Validación de los Clústeres**

La evaluación de los clústeres es una etapa clave para asegurar la calidad, pertinencia y utilidad de la solución. Esta evaluación se centra en dos principios fundamentales: la homogeneidad intraclúster, que mide qué tan similares son los elementos dentro de un mismo grupo, y la heterogeneidad interclúster, que evalúa cuán distintos son los clústeres entre sí (Hair *et al.*, 2019).

### 3.4.2.1. Interpretación de los Perfiles

Uno de los primeros pasos en la validación es la interpretación de los perfiles de clúster, también conocidos como centroides. Este análisis consiste en revisar los valores promedio de las variables utilizadas en la agrupación, con el objetivo de construir un perfil descriptivo para cada grupo. Una solución será válida si estos perfiles presentan diferencias claras entre clústeres, reflejando una buena separación. Además, deben tener coherencia lógica y sentido práctico o teórico en relación con los objetivos del estudio, facilitando una caracterización de cada segmento (Hair *et al.*, 2019).

### 3.4.2.2. Validación Estadística de la Diferenciación entre Clústeres

A esta interpretación se suma la validación estadística, que permite confirmar si las diferencias entre los clústeres son significativas desde el punto de vista empírico. Hair *et al.* (2019) destacan la importancia de aplicar pruebas estadísticas, especialmente con variables externas no incluidas en el proceso de agrupamiento, para asegurar que los grupos sean genuinamente distintos. Una de las pruebas más utilizadas es el Análisis de Varianza (ANOVA), que permite contrastar si las medias de una variable difieren entre los clústeres. Un valor  $p$  significativo ( $p < 0,05$ ) indica la existencia de diferencias relevantes en esa variable, respaldando la validez de la segmentación.

Por otro lado, una de las medidas más utilizadas para este propósito es el índice de *Silhouette*, que permite evaluar simultáneamente la cohesión interna de los grupos y su separación respecto de los demás. Este índice se calcula para cada caso como la diferencia entre la menor distancia promedio a los otros clústeres y la distancia promedio al clúster al que pertenece, dividido por el mayor de estos dos valores. El coeficiente resultante varía entre  $-1$  y  $+1$ : valores cercanos a  $+1$  indican una buena asignación del caso a su clúster, valores

cercanos a 0 sugieren ambigüedad, y valores negativos indican una asignación incorrecta, donde el caso está más próximo, en promedio, a otro clúster que al propio (Norusis, 2012). El valor promedio del índice de *Silhouette* para todos los casos puede utilizarse como una medida general de la “bondad” de la segmentación.

#### **3.4.2.3. Estabilidad y Robustez de la Solución**

La estabilidad y robustez de la solución también debe ser evaluada para asegurar su fiabilidad. Esto implica analizar si los resultados se mantienen consistentes ante pequeñas variaciones (Hair *et al.*, 2019; Cheu *et al.*, 2004). Si la solución se mantiene estable frente a estos cambios, se considera robusta; de lo contrario, puede indicar que los grupos no reflejan patrones reales, sino el efecto de particularidades aleatorias de los datos. En este sentido, enfoques híbridos que combinan métodos jerárquicos y no jerárquicos, buscan precisamente aumentar esta robustez y obtener soluciones más estables y confiables.

#### **3.4.2.4. Significancia Teórica y Práctica**

Finalmente, la significancia teórica y práctica, también conocida como validación externa, es un criterio esencial para valorar la utilidad real de los clústeres. Esta dimensión busca establecer si los grupos identificados tienen sentido en el contexto del problema de investigación y si aportan valor en términos de interpretación, toma de decisiones o generación de conocimiento. Una forma común de validar esto es mediante el uso de variables externas que no fueron consideradas en el proceso de agrupación, pero que permiten caracterizar y diferenciar aún más los clústeres, reforzando así su relevancia en el análisis (Hair *et al.*, 2019).

### 3.5. Teorías de Comportamiento del Consumidor

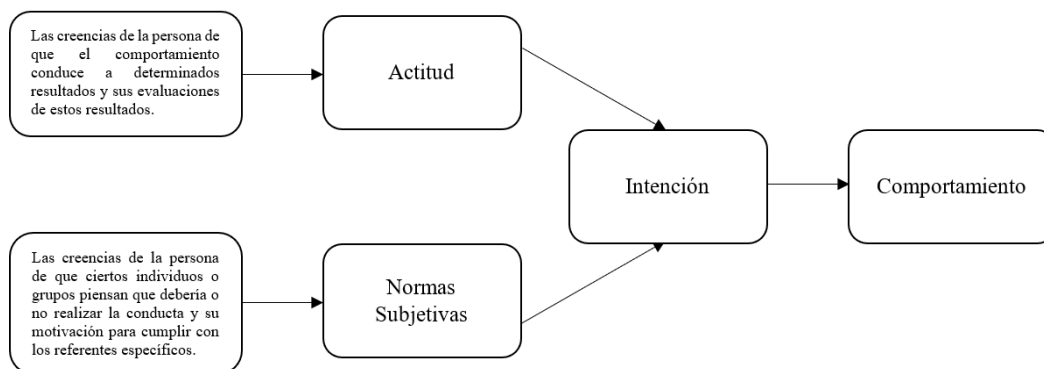
Los estudios fundamentales sobre el comportamiento del consumidor sirven de base para investigaciones cuantitativas que analizan tanto las teorías existentes como las tendencias más recientes en este ámbito (Roy y Datta, 2022). A continuación, se presentan teorías de comportamiento, aplicables al consumidor, utilizadas anteriormente como teoría subyacente en estudios cuantitativos sobre el consumo de productos *plant-based*.

#### 3.5.1. Teoría de la Acción Razonada (TRA)

La Teoría de la Acción Razonada, o TRA por sus siglas en inglés, fue propuesta por Fishbein y Ajzen en 1975 y tiene por objetivo entender el comportamiento del individuo. Esta teoría sostiene que la intención de realizar un comportamiento es el principal determinante de la acción en sí. Según esta teoría, los individuos toman decisiones de manera racional, considerando las implicaciones de sus actos antes de ejecutarlos. La intención de comportamiento, a su vez, se ve influenciada por dos factores clave: la actitud hacia el comportamiento y las normas subjetivas (Fishbein y Ajzen, 1980).

#### Figura 9

Diagrama estructural de la Teoría de la Acción Razonada (TRA)



*Nota.* Las flechas indican influencia directa. Elaboración propia adaptado de Fishbein y Ajzen (1980).

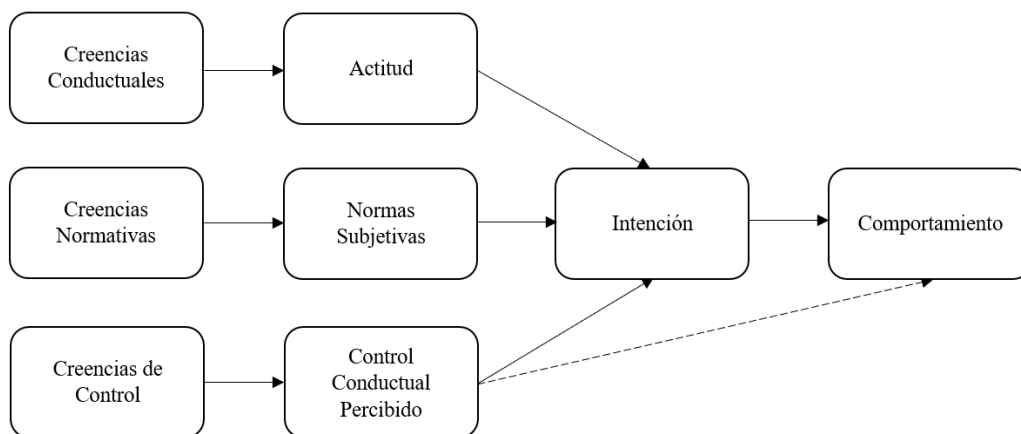
La actitud hacia el comportamiento se refiere a la evaluación personal del individuo sobre si la acción es positiva o negativa. Esta evaluación se basa en la percepción de los beneficios y consecuencias de llevar a cabo la conducta. Por otro lado, las normas subjetivas representan la influencia social percibida, es decir, la presión que siente el individuo por parte de su entorno (familia, amigos, sociedad) para ejecutar o evitar la conducta en cuestión (Fishbein y Ajzen, 1980).

### 3.5.2. Teoría del Comportamiento Planeado (TPB)

La Teoría del Comportamiento Planificado (TPB) amplía la Teoría de la Acción Razonada (TRA) al incluir el concepto de control conductual percibido, lo que permite explicar comportamientos que no están completamente bajo control voluntario. Según esta teoría, la intención de comportamiento es el principal predictor de la acción y se ve influenciada por tres factores clave: Actitud hacia el comportamiento, normas subjetivas y control conductual percibido (Ajzen, 1991).

#### Figura 10

Diagrama estructural de la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB)



Nota. Las flechas indican influencia directa. Elaboración propia adaptado de Ajzen (2019).

En primer lugar, la actitud hacia el comportamiento representa la evaluación personal sobre los beneficios o inconvenientes de realizar la conducta. Luego, la norma subjetiva refleja la presión social percibida respecto a si se debe o no llevar a cabo la acción. Por otro lado, el control conductual percibido hace referencia a la creencia sobre la facilidad o dificultad de ejecutar el comportamiento, considerando experiencias previas y posibles barreras (Ajzen, 1991).

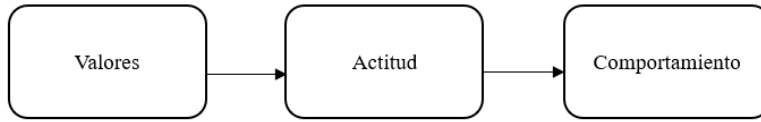
Por último, la teoría plantea que las personas forman sus actitudes, normas subjetivas y percepciones de control a partir de creencias específicas. Además, también reconoce que la conducta real puede depender del control conductual percibido y de experiencias previas. La combinación de intención y control conductual percibido permite explicar una parte significativa de la variabilidad en la ejecución de un comportamiento (Ajzen, 1991).

### **3.5.3. Modelo Valor-Actitud-Conducta (VAB)**

El modelo Valor-Actitud-Comportamiento (VAB), presentado por Homer y Kahle (1988) establece una relación jerárquica y causal entre los valores, las actitudes y los comportamientos, proporcionando un marco para comprender la toma de decisiones en el consumo. Los valores, definidos como creencias fundamentales que guían la interpretación de situaciones y decisiones, influyen en la formación de actitudes, las cuales representan evaluaciones individuales sobre objetos, personas o comportamientos. En este modelo, las actitudes actúan como un puente entre los valores y las acciones o comportamientos, reflejando cómo las prioridades personales se traducen en preferencias específicas (Homer y Kahle, 1988). Este enfoque ha sido corroborado por numerosos estudios empíricos (Chen *et al.*, 2024), los cuales evidencian la interconexión entre valores personales, actitudes y comportamientos subsecuentes.

**Figura 11**

*Diagrama estructural del modelo Valor-Actitud-Comportamiento (VAB)*



*Nota.* Elaboración propia basado en Homer y Khale (1988).

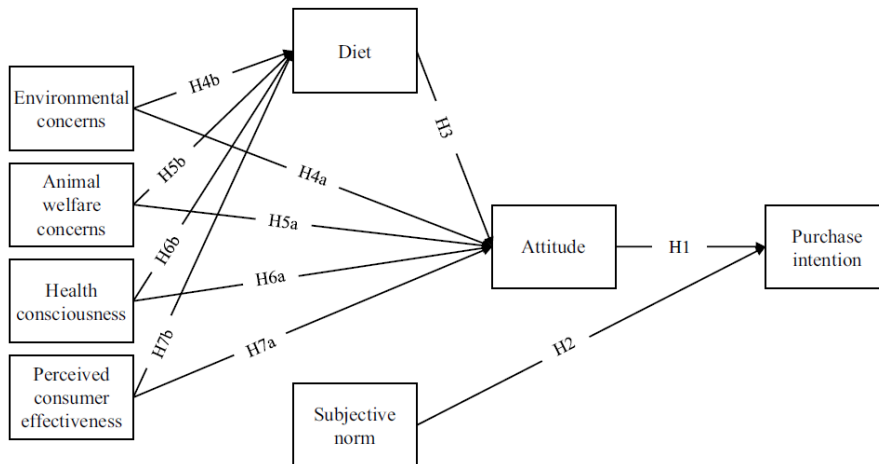
### 3.6. Modelos Propuestos sobre Consumo de Alimentos *Plant-Based*

#### 3.6.1. Modelo Propuesto por Kopplin y Rausch (2021)

El presente estudio explora la relación entre la dieta de los consumidores y su actitud e intención de compra hacia sustitutos alimenticios basados en plantas. Basándose en la Teoría de la Acción Razonada (TRA), el estudio busca identificar los factores intrínsecos y extrínsecos que influyen en estas decisiones. Además, examina tanto motivaciones altruistas, como la preocupación por el medio ambiente y el bienestar animal, como motivaciones egoístas, como la conciencia de salud y la percepción de eficacia personal. Para este estudio se recopilaron 1793 cuestionarios y se retuvieron 1442 para el análisis final.

**Figura 12**

*Modelo conceptual de la investigación, propuesto por Kopplin y Rausch (2021).*



*Nota.* Modelo conceptual basado en la Teoría de la Acción Razonada (TRA).

A partir de esta base teórica, se formulan las siguientes hipótesis:

- **H1:** La actitud hacia los alimentos basados en plantas influye positivamente en la intención de compra.
- **H2:** Las normas subjetivas tienen un efecto positivo sobre la intención de compra.
- **H3:** El comportamiento dietético basado en plantas mejora las actitudes hacia estos productos.
- **H4a:** Las preocupaciones ambientales impactan positivamente en la actitud.
- **H4b:** Las preocupaciones ambientales impactan positivamente en el comportamiento dietético (en términos de una dieta basada en plantas).
- **H5a:** Las preocupaciones por el bienestar animal afectan positivamente la actitud.
- **H5b:** Las preocupaciones por el bienestar animal afectan positivamente el comportamiento dietético (en términos de una dieta basada en plantas).
- **H6a:** La conciencia de salud influye en la actitud.
- **H6b:** La conciencia de salud influye en el comportamiento dietético (en términos de una dieta basada en plantas).
- **H5a:** La eficacia percibida del consumidor tiene un impacto positivo en la actitud.
- **H5b:** La eficacia percibida del consumidor tiene un impacto positivo en el comportamiento dietético (en términos de una dieta basada en plantas).

Dentro de los resultados se tiene que la actitud es el principal determinante de la intención de compra, superando a las normas subjetivas. Aunque el comportamiento dietético basado en plantas tiene una influencia positiva en las actitudes hacia estos productos, no se identifica como una condición necesaria para desarrollar interés en ellos. El estudio también

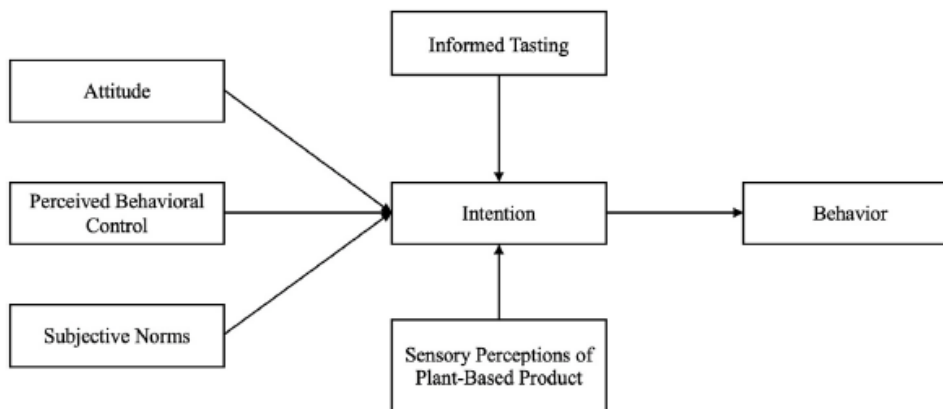
indica que las preocupaciones por el bienestar animal son el principal motivo para adoptar dietas basadas en plantas, superando a las razones ambientales o de salud. Por su parte, la conciencia de salud y las preocupaciones ambientales tienen un impacto menor al esperado. Por último, la eficacia percibida del consumidor refuerza actitudes positivas hacia los alimentos basados en plantas.

### 3.6.2. *Modelo Propuesto por Che Mustapa, Kallas, Silande, Gagnaire, Jan, López-Mas, y Aguiló-Aguayo (2024).*

El estudio se centra en comprender cómo las percepciones sensoriales y la degustación informada influyen en las intenciones de compra de productos hechos en base a plantas en España. Para esto, se utiliza la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB), ampliándola con factores adicionales como las percepciones sensoriales y la experiencia de degustación, lo que permite abordar de manera integral el proceso de decisión del consumidor. Este estudio se realizó en España y recopilamos 132 respuestas válidas en un cuestionario *online*.

#### **Figura 13**

*Modelo conceptual propuesto por Che Mustapa et al. (2024).*



*Nota.* Modelo conceptual basado en la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB).

En este modelo se plantean las siguientes hipótesis:

- **H1:** Las actitudes hacia los productos de origen vegetal influyen positivamente en las intenciones de compra.
- **H2:** El control percibido afecta de manera positiva las intenciones de compra.
- **H3:** Las normas subjetivas tienen un impacto positivo en las intenciones de compra.
- **H4:** La degustación informada influye positivamente en las intenciones de compra.
- **H5:** Las percepciones sensoriales afectan directamente las intenciones de compra.

Los resultados destacan que el control percibido es el principal determinante de las intenciones de compra. Los consumidores valoran especialmente la facilidad para encontrar y adquirir productos vegetales. Además, las percepciones sensoriales también son clave debido a que atributos como el sabor y la textura son fundamentales para la aceptación de estos productos. La degustación informada, tiene un impacto limitado, ya que no siempre las experiencias sensoriales reales cumplen con las expectativas. Por otro lado, las actitudes hacia los productos vegetales tienen un impacto significativo pero moderado, mientras que las normas subjetivas no mostraron ser un factor importante.

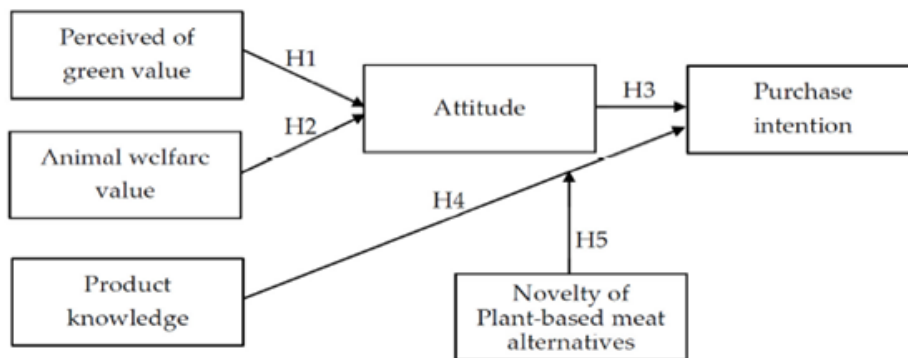
### ***3.6.3. Modelo Propuesto por Ma y Chang (2022).***

El estudio analiza el comportamiento de los consumidores frente a alternativas de carne basada en plantas. Utiliza el modelo de Valor-Actitud-Comportamiento (VAB) como marco teórico para estudiar los factores que influyen en la actitud y la intención de compra hacia estos productos. Además, investiga si la novedad de estos productos puede actuar como una variable moderadora entre el conocimiento del producto y la intención de compra. Se recopilaron un total de 376 cuestionarios válidos de estudiantes universitarios en Taiwán, con una tasa de recuperación de cuestionarios válidos de 94%.

El modelo VAB propone que los valores personales influyen en las actitudes, las cuales determinan los comportamientos. Este estudio considera dos valores clave: la percepción de *green value* (impacto ambiental positivo) y el valor de bienestar animal. Además, incluye factores como el conocimiento del producto y la actitud hacia los sustitutos cárnicos vegetales para evaluar cómo afectan el comportamiento de compra.

### Figura 14

Modelo conceptual propuesto por Ma y Chang (2022).



Nota. Modelo conceptual basado en el modelo de Valor-Actitud-Comportamiento (VAB).

Las hipótesis propuestas en este modelo son:

- **H1:** La percepción de valor verde influye positivamente en las actitudes de los consumidores hacia las alternativas de carne basada en plantas.
- **H2:** El valor de bienestar animal influye positivamente en las actitudes de los consumidores hacia las alternativas de carne basada en plantas.
- **H3:** La actitud hacia las alternativas de carne basada en plantas influye positivamente en el comportamiento de compra.
- **H4:** El conocimiento del producto influye positivamente en el comportamiento de compra de estas alternativas.

- **H5:** La novedad de los productos de carne basada en plantas modera la relación entre el conocimiento del producto y el comportamiento de compra.

Los resultados muestran que tanto la percepción de *green value* como el valor de bienestar animal tienen un impacto positivo significativo en las actitudes de los consumidores. Esto sugiere que los consumidores valoran estos productos por sus beneficios ambientales y éticos. Además, se encontró que una actitud positiva hacia las alternativas vegetales influye directamente en el comportamiento de compra.

Por otro lado, el conocimiento del producto también tiene un efecto positivo sobre el comportamiento de compra, ya que los consumidores informados tienden a sentirse más seguros al adquirir alimentos novedosos. Sin embargo, la novedad de estos productos no tuvo un efecto moderador entre el conocimiento y el comportamiento.

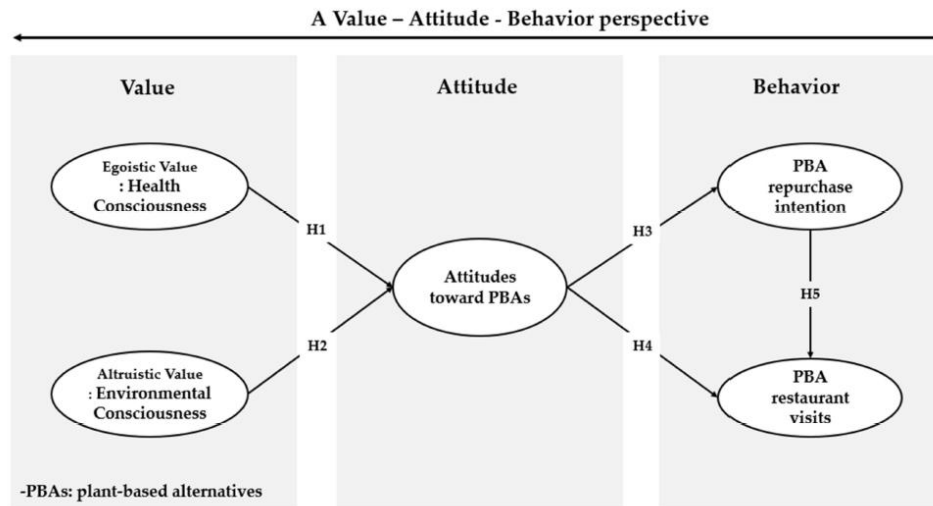
#### ***3.6.4. Modelo Propuesto por Park y Namkung (2024)***

El estudio investiga cómo los valores y actitudes de los consumidores hacia las alternativas basadas en plantas (PBAs) influyen en sus intenciones de recompra y visitas a restaurantes con opciones PBA. Utiliza el marco teórico de Valor-Actitud-Comportamiento (VAB) para analizar las relaciones entre valores, actitudes e intenciones de comportamiento en consumidores de Corea del Sur. Para esta investigación, se recopilieron 392 respuestas a través de una encuesta en línea.

Se estudia cómo la conciencia de salud y ambiental influyen en las actitudes hacia estos productos, y estas actitudes, a su vez, predicen intenciones y comportamientos observables, como la recompra o las visitas a restaurantes.

**Figura 15**

Modelo conceptual propuesto por Park y Namkung (2024).



Nota. Modelo conceptual basado en el modelo de Valor-Actitud-Comportamiento (VAB).

Para este estudio las hipótesis propuestas son:

- **H1:** La conciencia de salud tiene un impacto positivo en las actitudes hacia las PBAs.
- **H2:** La conciencia ambiental tiene un impacto positivo en las actitudes hacia las PBAs.
- **H3:** Las actitudes hacia las PBAs tienen un impacto positivo en las intenciones de recompra de PBAs.
- **H4:** Las actitudes hacia las PBAs tienen un impacto positivo en las visitas a restaurantes con opciones PBA.
- **H5:** Las intenciones de recompra de PBAs tienen un impacto positivo en las visitas a restaurantes con opciones PBA.

Los resultados confirman que la conciencia de salud y la conciencia ambiental son factores determinantes para formar actitudes positivas hacia las PBAs. Estas actitudes, a su vez, son determinantes clave de las intenciones de recompra y el comportamiento de visitar

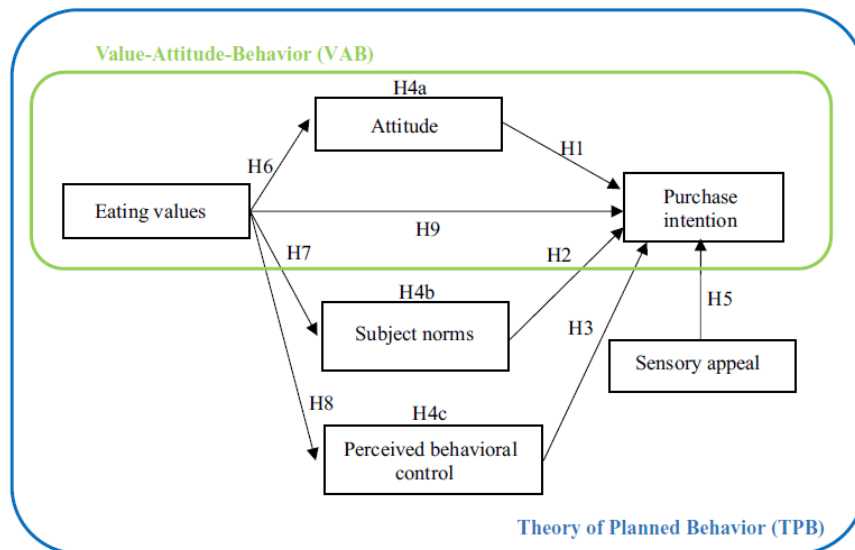
restaurantes con opciones PBA. Sin embargo, el estudio también resalta la existencia de un posible vacío entre intención y comportamiento, sugiriendo que las intenciones no siempre se traducen en acciones reales.

### 3.6.5. *Modelo Propuesto por Chen, Chao y Lin (2024)*

El estudio investiga los factores que influyen en la intención de compra de huevos basados en plantas, integrando los modelos de Teoría del Comportamiento Planeado (TPB) y Valor-Actitud-Comportamiento (VAB). Se utilizaron datos de 239 encuestas analizados mediante SPSS y AMOS, y se evaluaron mediadores clave como las actitudes, normas subjetivas y control conductual percibido. En este estudio, se amplía la TPB con factores adicionales como el valor en alimentación y el atractivo sensorial para abordar mejor las decisiones de compra relacionadas con los huevos basados en plantas.

#### **Figura 16**

*Modelo conceptual propuesto por Chen et al. (2024).*



*Nota.* Modelo conceptual basado en el modelo de Valor-Actitud-Comportamiento (VAB) y la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB).

Las hipótesis propuestas en el modelo son:

- **H1:** Las actitudes tienen un efecto positivo en la intención de compra de huevos basados en plantas.
- **H2:** Las normas subjetivas tienen un efecto positivo en la intención de compra de huevos basados en plantas.
- **H3:** El control conductual percibido tiene un efecto positivo en la intención de compra de huevos basados en plantas.
- **H4a:** Los valores alimentarios afectan la intención de compra mediante las actitudes.
- **H4b:** Los valores alimentarios afectan la intención de compra mediante las normas subjetivas.
- **H4c:** Los valores alimentarios afectan la intención de compra mediante el control conductual percibido.
- **H5:** El atractivo sensorial tiene un efecto positivo en la intención de compra de huevos basados en plantas.
- **H6:** Los valores alimentarios tienen un impacto positivo en las actitudes.
- **H7:** Los valores alimentarios tienen un impacto positivo en las normas subjetivas.
- **H8:** Los valores alimentarios tienen un impacto positivo el control conductual percibido.
- **H9:** Los valores alimentarios influyen directamente en la intención de compra de huevos basados en plantas.

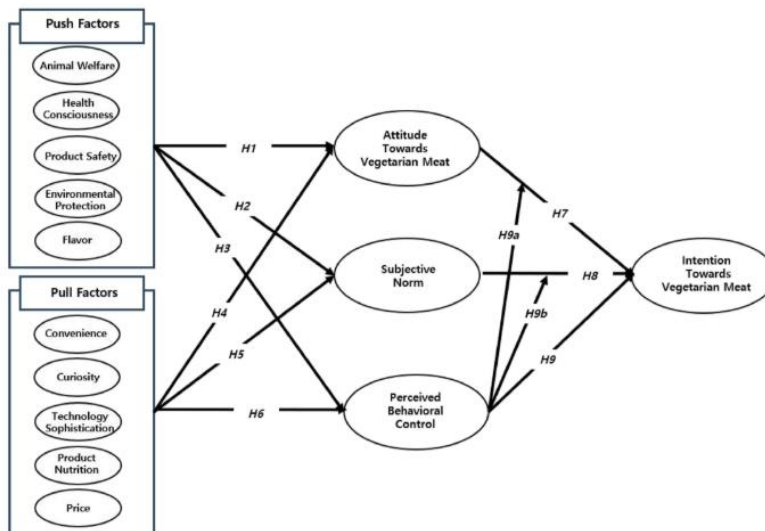
Los resultados destacan que los valores en alimentación, como la sostenibilidad y la salud, influyen significativamente en la intención de compra, tanto de manera directa como a través de las actitudes, normas subjetivas y el control conductual percibido. El atractivo sensorial también es un factor importante, especialmente entre consumidores con menos experiencia en estos productos.

### 3.6.6. Modelo Propuesto por Liao, Gungor, Girish, Lee y Wu (2025)

Este estudio analiza cómo los factores de *push* (empuje), que identifica factores internos, y *pull* (atracción), factores externos, afectan la intención de compra de productos de carne basada en plantas entre no vegetarianos, integrándolos con la Teoría del Comportamiento Planeado. Mediante una encuesta a 447 no vegetarianos y el uso de PLS-SEM se identificaron los factores clave que influyen en las actitudes, normas subjetivas y el control conductual percibido.

**Figura 17**

Modelo propuesto por Liao et al. (2025).



*Nota.* Modelo conceptual basado en la Teoría *Push-Pull* y la Teoría del Comportamiento Planeado.

En este contexto, las hipótesis propuestas son:

- **H1-H2-H3 (Factores *Push*):** (a) El bienestar animal, (b) la conciencia de salud, (c) la seguridad del producto, (d) la protección ambiental y (e) el sabor tienen una influencia positiva en:
  - **(H1a-e)** Las actitudes hacia los productos de carne basada en plantas.

- **(H2a-e)** Las normas subjetivas hacia estos productos.
- **(H3a-e)** El control conductual percibido.
- **H4-H5-H6 (Factores *Pull*):** (1) La conveniencia, (2) la curiosidad, (3) la sofisticación tecnológica, (4) la nutrición del producto y (5) el precio tienen una influencia positiva en:
  - (H4a-e) Las actitudes hacia estos productos.
  - (H5a-e) Las normas subjetivas.
  - (H6a-e) El control conductual percibido.
- **H7:** Las actitudes tienen un efecto positivo en la intención de compra.
- **H8:** Las normas subjetivas tienen un efecto positivo en la intención de compra.
- **H9:** El control conductual percibido influye positivamente en la intención de compra.
- **H9a:** El control conductual percibido modera la relación entre actitudes y la intención de compra.
- **H9b:** El control conductual percibido modera la relación entre las normas subjetivas y la intención de compra.

Los resultados revelan que los factores *push*, como la seguridad del producto y el sabor, influyen significativamente en las actitudes de los consumidores, mientras que la protección ambiental y el sabor afectan las normas subjetivas. Entre los factores de *pull*, la curiosidad y el precio impactan tanto en las actitudes como en las normas subjetivas, y la nutrición del producto influye en el control conductual percibido.

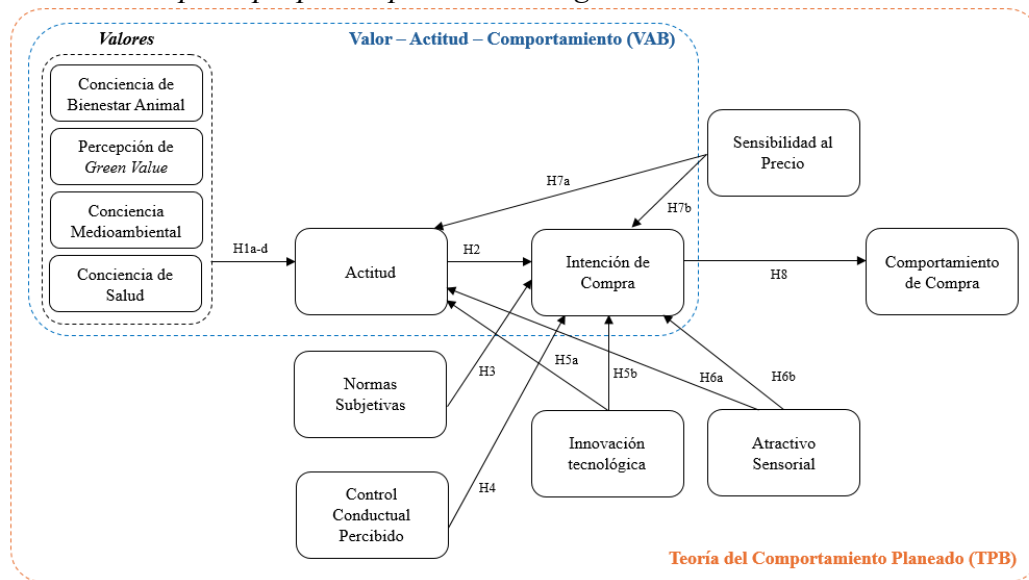
La intención de compra está determinada principalmente por las actitudes y el control conductual percibido, siendo este último un moderador clave entre las actitudes y la intención. Sin embargo, las normas subjetivas no mostraron ser relevantes en este contexto.

## 4. Modelo de Investigación e Hipótesis

El modelo de investigación propuesto se desarrolla tomando como referencia los modelos propuestos por Ma y Chang (2022), Park y Namkung (2024), Liao *et al.* (2025) y Chen *et al.* (2024), entre otros para la elaboración de constructos. Además, se incorporan constructos relevantes en el contexto del estudio, como el atractivo sensorial, la sensibilidad al precio y la percepción de innovación tecnológica. Principalmente, el modelo se fundamenta en el aporte de Chen *et al.* (2024), quien utiliza como base las teorías del Modelo Valor-Actitud-Comportamiento (VAB) y la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB).

**Figura 18**

*Modelo conceptual propuesto para la investigación.*



*Nota.* Elaboración propia.

### 4.1. Teoría del Valor-Actitud-Comportamiento (VAB)

Estas hipótesis se fundamentan en la Teoría de Valor-Actitud-Comportamiento (VAB) propuesta por Homer y Kahle (1988), la cual establece que los valores de los consumidores desempeñan un rol clave en la formación de actitudes, las cuales, a su vez, influyen en su comportamiento.

- **H1a-d:** La Conciencia de Bienestar Animal, la Percepción de *Green Value*, la Conciencia Medioambiental y la Conciencia de Salud influyen positivamente en la Actitud hacia los productos *plant-based*.

Diversos trabajos previos estudian cómo los valores en diferentes aspectos influyen en la actitud hacia los productos *plant-based*. Por ejemplo, Park y Namkung (2024) encontraron que los valores altruistas, como la conciencia medioambiental, y los valores egoístas, como la preocupación por la salud, impactan significativamente la actitud hacia los alimentos de origen vegetal. De manera similar, Martinelli y De Canio (2024) evidenciaron que la preocupación por la salud personal y el medioambiente son factores clave en la aceptación de estos productos. El estudio de Ma y Chang (2022) se analizó cómo la percepción de *green value* (valor ecológico percibido del producto) y la conciencia de bienestar animal influyen en la actitud de los consumidores hacia los productos *plant-based*, destacando la importancia de estos factores en la toma de decisiones de compra. Por su parte, el estudio de Kopplin y Rausch (2021) examinó el impacto de la conciencia medioambiental, el bienestar animal y la salud en la actitud de los consumidores hacia los alimentos *plant-based*. Sus hallazgos indican que la preocupación por el bienestar animal es la motivación predominante para el consumo de estos productos, superando a las razones medioambientales y de salud.

En este contexto, el presente estudio busca evaluar si estas mismas dimensiones de valores, Conciencia de Bienestar Animal, la Percepción de *Green Value*, la Conciencia Medioambiental y la Conciencia de Salud, influyen en la actitud de los consumidores hacia los productos *plant-based* en el mercado chileno.

## 4.2. Teoría del Comportamiento Planeado (TPB)

Las siguientes hipótesis se fundamentan en la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB) propuesta por Ajzen (1991), la cual establece que la intención de realizar un comportamiento es el principal predictor de su ejecución, y que esta intención está determinada por tres factores clave: actitud, normas subjetivas y control conductual percibido.

En el contexto del consumo de productos *plant-based*, diversos estudios han aplicado la TPB para analizar la intención y el comportamiento de compra. Investigaciones recientes, como las de Liao *et al.* (2025), Chen *et al.* (2024), Che Mustapa *et al.* (2024) y Nakhonchaigul y Siriyota (2024), han utilizado modelos de ecuaciones estructurales (SEM) para identificar los factores determinantes en la decisión de compra de estos productos en distintos contextos utilizando como teoría subyacente el TPB.

- **H2:** La Actitud hacia los productos *plant-based* influye positivamente en la Intención de Compra.
- **H3:** Las Normas Subjetivas influyen positivamente en la Intención de Compra de productos *plant-based*.
- **H4:** El Control Conductual Percibido influye positivamente en la Intención de Compra de productos *plant-based*.

Si bien el TPB sostiene que la intención es el principal predictor del comportamiento, estudios han identificado una brecha intención-comportamiento (Ajzen, 1991, Nakhonchaigul y Siriyota 2024) Esto implica que, aunque los consumidores expresen intención de compra, no siempre concretan la acción debido a factores externos.

Dentro de la revisión bibliográfica, solo Nakhonchaigul y Siriyota (2024) abordaron esta brecha en el contexto *plant-based* y Park y Namkung (2024) advierte sobre esta posible

brecha. Dado que la intención no predice el comportamiento con total precisión, investigaciones han sugerido explorar este fenómeno con mayor profundidad, es por esto que se plantea la H8 y se utiliza la escala utilizada por Nakhonchaigul y Siriyota (2024).

- **H8:** La Intención de Compra influye positivamente en el Comportamiento de compra de productos *plant-based*.

#### 4.3. Innovación Tecnológica, Atractivo Sensorial y Sensibilidad al Precio

Liao *et al.* (2025) plantean que la percepción de tecnología sofisticada en la producción de carne *plant-based* tiene una influencia positiva en la actitud hacia estos productos, ya que diferentes marcas del mercado han implementado tecnología avanzada para atraer consumidores. A medida que aumenta la complejidad tecnológica en la producción de alimentos *plant-based*, también crece su popularidad y aceptación. Por otro lado, Begho *et al.* (2023) estudiaron cómo la confianza en la tecnología utilizada en la producción *plant-based* impacta directamente en la intención de compra, destacando que la percepción de seguridad y calidad en estos procesos puede ser un factor decisivo para los consumidores.

Dado el creciente uso de tecnologías avanzadas en la producción de productos *plant-based* en Chile, se plantean estas hipótesis para evaluar su impacto en la percepción y decisión de compra de los consumidores.

- **H5a:** La Innovación Tecnológica influye positivamente en la Actitud hacia los productos *plant-based*.
- **H5b:** La Innovación Tecnológica influye positivamente en la Intención hacia los productos *plant-based*.

Por otro lado, el atractivo sensorial juega un papel clave en la aceptación de los productos alimenticios, ya que los atributos como sabor, textura, aroma y apariencia impactan

directamente en las preferencias del consumidor (Chen *et al.*, 2024).

El estudio de Chen *et al.* (2024) analizó cómo el atractivo sensorial afecta la intención de compra de alimentos *plant-based*, concluyendo que este factor es particularmente relevante para consumidores con menos experiencia en estos productos, ya que influye en su disposición a probarlos y comprarlos. Además, Liao *et al.* (2025) examinaron específicamente el rol del sabor en la actitud hacia los productos *plant-based*, encontrando que este componente sensorial tiene un efecto directo y significativo sobre dicha actitud. En base a esto, se plantean las siguientes hipótesis:

- **H6a:** El Atractivo Sensorial influye positivamente en la Actitud de productos *plant-based*.
- **H6b:** El Atractivo Sensorial influye positivamente en la Intención de Compra de productos *plant-based*.

Finalmente, en el estudio de Miguel, Coelho y Bairrada (2024) se evaluó cómo la sensibilidad al precio afecta la intención de compra de productos *plant-based*, determinando que los consumidores preocupados por la sostenibilidad y el bienestar animal están dispuestos a pagar más por opciones veganas y sustentables. Sin embargo, otros estudios han señalado que el costo percibido puede actuar como una barrera, incluso cuando la actitud hacia estos productos es favorable (Liu *et al.*, 2021; Nguyen *et al.*, 2019, citados en Koh *et al.*, 2024). A partir de estas evidencias, y considerando que Liao *et al.* (2025) también identificaron una relación directa entre el precio percibido y la actitud del consumidor, se proponen las siguientes hipótesis:

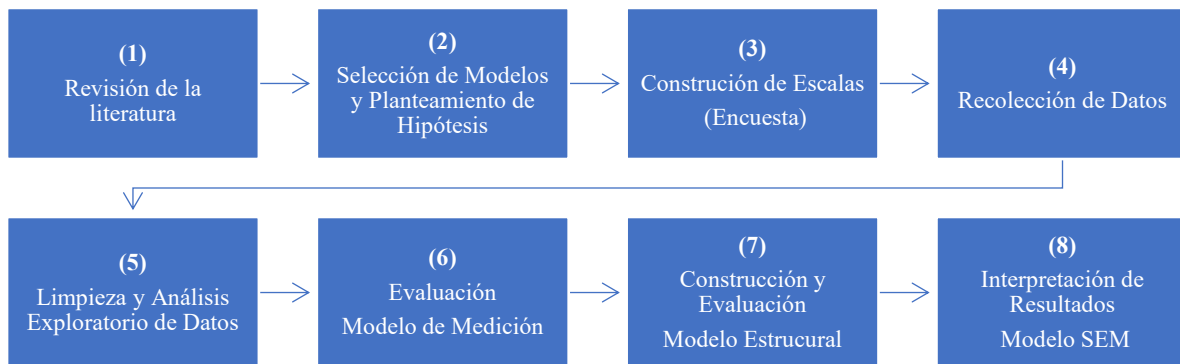
- **H7a:** La Sensibilidad al Precio influye positivamente en la Actitud de productos *plant-based*.
- **H7b:** La Sensibilidad al Precio influye positivamente en la Intención de Compra de productos *plant-based*.

## 5. Metodología

El proceso metodológico se resume en los siguientes diagramas, en la **Figura 19** se muestra las etapas para el análisis mediante SEM, comenzando con la revisión de la literatura y la selección de modelos teóricos, seguido de la construcción de escalas de medición y la recolección de datos. Luego, se realiza la limpieza y análisis exploratorio de datos, la evaluación del modelo de medición y, finalmente, la evaluación del modelo estructural e interpretación de resultados. Seguido de esto, en la **Figura 20** se describe las etapas del análisis de *clusters*.

**Figura 19**

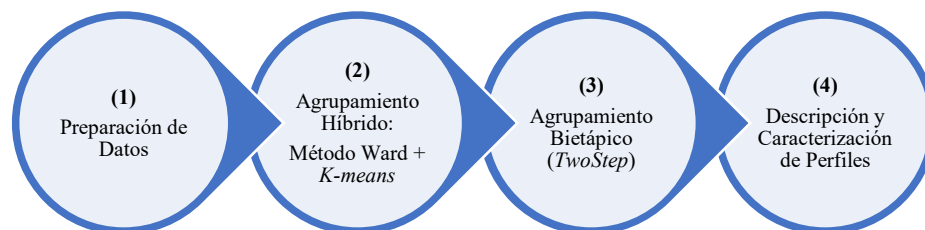
*Proceso metodológico para modelo SEM*



*Nota.* Elaboración propia.

**Figura 20**

*Proceso metodológico para análisis de clusters*



*Nota.* Elaboración propia.

## 5.1. Diseño de la Investigación

El estudio realizado es de tipo cuantitativo, ya que se enfoca en la recolección y análisis de datos numéricos para medir y evaluar las relaciones entre variables definidas previamente a partir de una revisión exhaustiva de la literatura académica.

Además, es un estudio transversal, ya que la recolección de datos se realizó en un solo momento del tiempo, lo cual permite obtener una visión puntual del comportamiento y actitudes de los consumidores. La recopilación de los datos para el estudio se realizó a través de un cuestionario en línea realizado en SurveyMonkey.

Finalmente, el alcance de esta investigación es explicativo, ya que busca identificar los factores que influyen en la intención y el comportamiento de compra de productos *plant-based*, estableciendo relaciones entre variables a partir de hipótesis previamente formuladas.

El enfoque de SEM fue elegido por su capacidad para estimar relaciones simultáneas entre múltiples variables latentes y observadas (Byrne, 2010).

## 5.2. Población y Procedimiento

La población objetivo del estudio corresponde a personas adultas residentes en Chile, interesadas o no en el consumo de productos alimenticios de origen vegetal. Se establecieron como criterios de inclusión: ser mayor de 18 años, residir en el país y aceptar participar voluntariamente a través del consentimiento informado mencionado al inicio de la encuesta a través de la cual se recopilaron respuestas.

Se empleó un muestreo no probabilístico, dada la naturaleza exploratoria del estudio. Esta estrategia fue elegida considerando la dificultad de acceder a una base de datos representativa de consumidores de productos *plant-based* en Chile. Además, se procuró

alcanzar una muestra superior a las 200 respuestas válidas, siguiendo las recomendaciones metodológicas para la aplicación de modelos de ecuaciones estructurales, que sugieren tamaños muestrales mayores a 200 para obtener estimaciones estables y confiables (Cupani, 2012).

La recolección de datos se realizó mediante una encuesta de SurveyMonkey, disponible entre 27 de febrero de 2025 y 06 de marzo de 2025. La difusión se realizó por redes sociales y grupos afines al interés por la alimentación vegetariana y/o vegana. Además, se repartieron folletos en diferentes tiendas de alimentación saludable, orgánica y/o vegana en las ciudades de Curicó y Santiago.

En total, se recopilieron  $N = 422$  respuestas, de las cuales se conservaron  $n = 319$  tras realizar un proceso de limpieza de datos que incluyó: eliminación de respuestas incompletas, detección de valores atípicos, univariados y multivariados, y verificación de normalidad univariada y multivariada de la muestra. Debido a la naturaleza de la muestra, se realiza *bootstrapping* debido a su falta de normalidad multivariada, supuesto necesario para utilizar el estimador ML (*Maximum Likelihood*) de AMOS. Estas exclusiones fueron documentadas en detalle en el apartado **Análisis Exploratorio de Datos (EDA)**.

### 5.3. Encuesta

La encuesta se compone de 65 preguntas en total, distribuidas en 4 secciones: (1) Preguntas demográficas (7 preguntas), (2) hábitos de consumo (5 preguntas), (3) Ítems correspondientes a los constructos del modelo de ecuaciones estructurales (47 preguntas) y (4) preguntas de percepción sobre la regulación de la industria *plant-based* en Chile (6 preguntas). A continuación, se presentan las preguntas de las secciones (1), (2) y (4).

**Tabla 1***Preguntas demográficas incluidas en la encuesta*

Pregunta	Opciones de Respuesta		
¿Cuál es su rango de edad?	18-24 años	45-54 años	
	25-34 años	55-64 años	
	35-44 años	65 años o más	
¿Con qué género se identifica?	Femenino		
	Masculino		
	Otro		
¿Cuál es su estado civil?	Soltero(a)	Separado(a)	
	En una relación	Viudo(a)	
	Casado(a)	Otro	
	Divorciado(a)		
¿Cuál es el mayor nivel de educación que posee?	Básica completa		
	Básica incompleta		
	Media científico humanista o media técnico profesional completa		
	Media científico humanista o media técnico profesional incompleta		
	Instituto técnico o profesional completo		
	Instituto técnico o profesional incompleto		
	Universitaria completa		
	Universitaria incompleta		
	Postgrado		
¿Qué término define mejor su ocupación?	Estudiante	Jubilado(a)	
	Empleo a tiempo completo	Dueño(a) de casa	
	Empleo <i>part-time</i>	Emprendedor(a)	
	Desempleado(a)	Otro	
¿Cuál es su ingreso mensual aproximado?	Menos de 300.000 CLP		
	Entre 300.001 y 600.000 CLP		
	Entre 600.001 y 900.000 CLP		
	Entre 900.001 y 1.500.000 CLP		
	Más de 1.500.001 CLP		
	Ninguno		
¿Cuál es su región de residencia?	Prefiero no contestar		
	Región de Arica y Parinacota	Región del Maule	
	Región de Tarapacá	Región del Ñuble	
	Región de Antofagasta	Región del Biobío	
	Región de Atacama	Región de La Araucanía	
	Región de Coquimbo	Región de Los Ríos	
	Región de Valparaíso	Región de Los Lagos	
	Región Metropolitana	Región de Aysén	
	Región de O'Higgins	Región de Magallanes	

*Nota.* Elaboración propia.

**Tabla 2***Preguntas de hábitos de consumo de productos plant-based*

Pregunta	Opciones de Respuesta
¿Cuál término define mejor su dieta?	Omnívora Vegetariana (Ovo-vegetariana, Lacto-vegetariana, Lacto-ovo-vegetariana) Semivegetariana (Pollovegetariana o Pescatariana) Flexitariana Vegana Otro
¿Tiene experiencia con el consumo de alimentos <i>plant-based</i> ?	Sí No
¿Cuál es su frecuencia de consumo de alimentos <i>plant-based</i> ?	Todos los días 2 a 3 veces por semana 4 a 6 veces por semana 1 vez por semana 2 a 3 veces por mes 1 vez por mes Más de una vez al mes
¿Cuál o cuáles de estas alternativas le son familiares o conoce?	Hamburguesa vegetal      Aderezos vegetales (Por ej.: Salchicha vegetal      Mayonesa o salsa de queso) Chorizo vegetal      Barra de proteína vegetal Nuggets vegetales      Snacks dulces de origen Carne de Soya      vegetal Leche vegetal      Snacks salados de origen Yogur vegetal      vegetal Crema vegetal      Sustitutos de huevo de origen Mantequilla vegetal      vegetal
¿A través de qué canales ha recibido información sobre alimentos <i>plant-based</i> ? (Puede seleccionar más de una opción)	Publicidad en medios digitales Sitios web y redes sociales Recomendación de amigos Recomendación de familiares Recomendación en tienda (venta personal) Publicidad en medios tradicionales ( <i>offline</i> ) Otro

*Nota.* Elaboración propia.

**Tabla 3***Preguntas de Percepción sobre la regulación de la industria plant-based en Chile*

Pregunta	Opciones de Respuesta
¿Cree que los términos “carne vegetal” o “leche vegetal” pueden confundir a los consumidores y hacerlos pensar que se trata de carne o leche de origen animal?	Sí No No sé
¿Considera necesario implementar un etiquetado adicional –como “¿PRODUCTO VEGETAL SINTÉTICO”– para identificar los productos <i>plant-based</i> que imitan características de productos animales utilizando tecnologías avanzadas, además de lo establecido en el Boletín N° 12.599-01?	Sí No No sé
¿Cree que el etiquetado obligatorio de ‘PRODUCTO VEGETAL SINTÉTICO’ influirá en su percepción sobre la calidad o seguridad de los productos <i>plant-based</i> ?	Sí No No sé
¿Cree que la exigencia de un etiquetado adicional puede afectar negativamente la percepción de los consumidores sobre los productos <i>plant-based</i> ?	Sí No No sé
¿Considera que la regulación debería enfocarse en otros aspectos, como la sostenibilidad y el impacto ambiental de estos productos, en lugar de su denominación y etiquetado?	Sí No No sé

*Nota.* Elaboración propia. Se agrega una pregunta de respuesta abierta de opinión, opcional.

#### 5.4. Instrumento de Medición

El instrumento de medición de los constructos incorporados en el modelo de ecuaciones estructurales se basó en investigaciones previas. Todos los ítems fueron evaluados en una escala tipo Likert de 5 puntos, desde 1 = 'Totalmente en desacuerdo' hasta 5 = 'Totalmente de acuerdo'. En algunos constructos se utilizó una sola escala, es decir, los ítems provienen de una sola fuente que mide ese constructo. Para otros constructos, los que se componen de ítems de más de una fuente se decide incorporar entre 4 y 5 ítems por constructo debido a que en la fase de evaluación del instrumento de medición era posible disminuir el número de ítems. A continuación, se presentan los ítems asociados a cada constructo y su(s) fuente(s) respectiva(s).

**Tabla 4***Constructos de la investigación, indicadores y sus fuentes respectivas*

Constructo	Ítem y Fuente
Conciencia Medioambiental (CM)	<i>Park y Namkung (2024); Nakhonchaigul y Siriyota (2024); Martinelli y De Canio (2024).</i>
CM1	Me interesa la protección del medio ambiente.
CM2	Suelo ser consciente de los problemas medioambientales al elegir lo que consumo.
CM3	Prefiero comprar productos que tengan un menor impacto negativo en el medio ambiente.
CM4	Prefiero alimentos que ayuden a crear sostenibilidad ambiental para el futuro.
Percepción de <i>Green Value</i> (GV)	<i>Ma y Chang (2022); Martinelli y De Canio (2024).</i>
GV1	Creo que los alimentos <i>plant-based</i> son productos amigables con el medio ambiente.
GV2	Considero que comprar alimentos <i>plant-based</i> contribuye a la sostenibilidad ambiental (por ejemplo, reduciendo las emisiones de carbono o el consumo de recursos).
GV3	Creo que las alternativas de alimentos <i>plant-based</i> son mejores para el medio ambiente.
Conciencia de Bienestar Animal (CBA)	<i>Kopplin y Rausch (2021).</i>
CBA1	Es importante para mí que los animales no tengan que sufrir.
CBA2	No compro productos para los cuales los animales hayan tenido que sufrir.
CBA3	Prefiero comprar alimentos más caros si eso garantiza un mejor trato hacia los animales.
Conciencia de Salud (CS)	<i>Park y Namkung (2024); Kopplin y Rausch (2021).</i>
CS1	Presto mucha atención a mi salud.
CS2	Tengo en cuenta mi salud en la mayoría de mis decisiones.
CS3	Elijo cuidadosamente los alimentos para cuidar mi salud.
CS4	Trato de elegir alimentos saludables siempre que es posible.
Percepción de Innovación Tecnológica (PIT)	<i>Liao et al. (2025)</i>
PIT1	Pienso que los productos <i>plant-based</i> utilizan tecnología altamente innovadora.
PIT2	Considero que los productos <i>plant-based</i> se producen de manera sistemáticamente avanzada.
PIT3	La tecnología utilizada en los productos <i>plant-based</i> es avanzada y segura para el consumo.
Sensibilidad al Precio (SP)	<i>Miguel, Coelho y Bairrada (2024).</i>
SP1	Estoy dispuesto(a) a comprar productos <i>plant-based</i> incluso si tienen un costo elevado.
SP2	Creo que vale la pena gastar dinero en productos <i>plant-based</i> .
SP3	No me molesta gastar dinero en productos <i>plant-based</i> .

---

Atractivo Sensorial (AS)	<i>Chen et al. (2024)</i>
AS1	Considero que la apariencia de los alimentos <i>plant-based</i> es atractiva y visualmente llamativa.
AS2	Pienso que el aroma de los alimentos <i>plant-based</i> es agradable.
AS3	Creo que el sabor de los alimentos <i>plant-based</i> es agradable.
AS4	Encuentro el sabor de los alimentos <i>plant-based</i> delicioso y apetitoso.
Actitud (ACT)	<i>Chen et al. (2024); Che Mustapa et al., (2024); Liao et al. (2025).</i>
ACT1	Me gusta la idea de consumir alimentos <i>plant-based</i> y me interesa consumir alimentos <i>plant-based</i> .
ACT2	Creo que es una buena idea consumir alimentos <i>plant-based</i> .
ACT3	Tengo una actitud favorable y pienso positivamente sobre los productos <i>plant-based</i> .
ACT4	Estoy dispuesto/a a comprar alimentos <i>plant-based</i> debido a la imagen positiva que tengo de ellos.
Normas Subjetivas (NS)	<i>Nakhonchaigul y Siriyota (2024); Liao et al. (2025).</i>
NS1	Mi familia y amigos tiene una actitud positiva hacia el consumo de alimentos <i>plant-based</i> .
NS2	Mi familia y amigos están de acuerdo con la decisión de consumir alimentos <i>plant-based</i> .
NS3	Las personas que respeto influyen en mi decisión de consumir alimentos <i>plant-based</i> .
NS4	Las figuras públicas (celebridades, <i>influencers</i> ) influyen en mi decisión de consumir alimentos <i>plant-based</i> .
NS5	Me gustaría probar productos <i>plant-based</i> porque he leído o visto comentarios positivos sobre ellos.
Control Conductual Percibido (CCP)	<i>Chen et al. (2024); Che Mustapa et al., (2024).</i>
CCP1	Sé claramente dónde comprar alimentos <i>plant-based</i> .
CCP2	Tengo conocimiento sobre cómo integrar los alimentos <i>plant-based</i> en mi dieta.
CCP3	Creo que puedo permitirme comprar alimentos <i>plant-based</i> .
CCP4	Tengo tiempo para buscar alimentos <i>plant-based</i> cuando quiero consumirlos.
CCP5	Si lo deseo, comprar alimentos <i>plant-based</i> me resulta fácil.
Intención de Compra (IC)	<i>Chen et al. (2024); Che Mustapa et al., (2024).</i>
IC1	Tengo la intención de consumir alimentos <i>plant-based</i> en un futuro cercano.
IC2	Es probable que consuma alimentos <i>plant-based</i> .
IC3	Estoy dispuesto/a a comprar alimentos <i>plant-based</i> en mis compras habituales.
IC4	Si tuviera suficiente tiempo, energía y recursos financieros, compraría alimentos <i>plant-based</i> .
IC5	Recomendaría los alimentos <i>plant-based</i> a otras personas.
Comportamiento Real (CRE)	<i>Nakhonchaigul y Siriyota (2024).</i>
CRE1	Compro alimentos <i>plant-based</i> siempre que tengo la oportunidad.
CRE2	Sigo comprando alimentos <i>plant-based</i> con regularidad, incluso si su precio es alto.
CRE3	Continúo consumiendo alimentos <i>plant-based</i> regularmente, aunque haya otras alternativas disponibles.
CRE4	Consumir alimentos <i>plant-based</i> es parte de mi estilo de vida.

---

*Nota.* Elaboración propia. Basado en investigaciones previas sobre alimentos *plant-based*, escalas se encuentran adaptadas al contexto del estudio.

## 5.5. Procedimiento de Análisis de Datos

El análisis de datos se realizó utilizando los softwares IBM SPSS Statistics 26, IBM SPSS AMOS 26 y R (versión 4.2.2). En primer lugar, se efectuó un proceso de limpieza de datos, eliminando cuestionarios con respuestas incompletas, sin consentimiento informado, con desviación estándar nula, o que presentaban valores atípicos extremos, identificados mediante diagramas de caja por ítem y valores  $z$  fuera del rango aceptable. Luego, se evaluó la normalidad univariada mediante las medidas de asimetría y curtosis en SPSS, y la normalidad multivariada en R utilizando el test de Mardia. Si bien no se cumplió completamente este supuesto, se continuó con el análisis utilizando *bootstrapping* para la evaluación del modelo SEM. Luego de la limpieza de datos se procedió a describir la muestra a través de gráficos generados en Python.

Posteriormente, se evaluó la fiabilidad interna de cada constructo mediante los coeficientes Alfa de Cronbach, calculados en SPSS, para luego llevar a cabo un Análisis Factorial Confirmatorio en AMOS para validar la estructura del modelo de medición. Se analizaron las cargas factoriales estandarizadas, eliminando aquellos ítems con cargas inferiores a 0,5, la fiabilidad compuesta (CR), la validez convergente (AVE) y la validez discriminante. Luego, se revisó el ajuste del modelo para validar el modelo de medición.

Una vez validado el modelo de medición, se procedió a estimar el modelo estructural con el fin de contrastar las hipótesis de investigación. Para evaluar su calidad de ajuste, se consideraron índices como el chi-cuadrado relativo ( $\frac{\chi^2}{GL}$ ), el índice de ajuste comparativo (CFI), el índice Tucker-Lewis (TLI), el error cuadrático medio de aproximación (RMSEA) y la raíz cuadrada del residuo estandarizado (SRMR). Además, se revisaron las relaciones estructurales directas y de mediación.

Finalmente, para el perfilamiento de consumidores se utilizó análisis de clúster con un enfoque híbrido en SPSS, combinando métodos jerárquicos y no jerárquicos. Primero se aplicó el método de Ward para definir el número óptimo de clústeres, y luego se refinó la solución mediante el algoritmo *k-means* y se comparó dicha solución con los resultados del método bietápico. Luego, se caracterizan los perfiles.

## 6. Resultados

A continuación, se presentan los resultados de cada etapa del desarrollo del modelo.

### 6.1. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

Luego de alcanzadas las 422 respuestas en la encuesta de SurveyMonkey, se descarga la base de datos como archivo *.xlsx* y se procede a la limpieza y preparación de datos con el objetivo de garantizar su calidad antes del análisis multivariado. La **Tabla 5** resume los diferentes tipos de registros excluidos y su respectiva cantidad:

**Tabla 5**

*Criterios de exclusión de datos aplicados durante el Análisis Exploratorio de Datos*

Criterio de eliminación	Total de casos excluidos
No aceptación del consentimiento informado	4
Omisión sistemática: más de 23 ítems sin responder	71
Baja variabilidad (desviación estándar < 0,5)	5
<i>Outliers</i> univariados ( <i>z-scores</i> $\pm 3,29$ y <i>boxplots</i> )	11
<i>Outliers</i> multivariados (distancia de Mahalanobis, $p < 0,001$ )	12
Total de casos eliminados	103

*Nota.* Elaboración propia.

En primer lugar, se eliminaron 4 registros correspondientes a personas que no aceptaron participar formalmente en el estudio, según lo indicado en el cuestionario específicamente en la pregunta de consentimiento informado, quedando 418 respuestas.

Luego, se identificaron 71 casos que presentaban omisiones sistemáticas, es decir, con un patrón marcado concentrando omisiones hacia el final del cuestionario. Se eliminaron aquellas observaciones con más de 23 ítems sin respuesta en las secciones correspondientes a ítems de los constructos del modelo, quedando 342 respuestas restantes.

**Tabla 6**

*Distribución de observaciones según cantidad de ítems del modelo sin responder*

Nº de Ítems Sin Responder	Nº de Observaciones
0	336
1	6
2	3
3	1
4	1
23	22
32	1
33	12
34	1
47	35
Total general	418

*Nota.* Elaboración propia.

Se toma de referencia 23 o más de 23 ítems sin respuestas debido a que existe una diferencia considerable en la cantidad de respuestas de que se deja de responder, sobre 23 preguntas sin responder y luego baja a 4, 3, 2 y 1 preguntas sin responder. Estos últimos no seguían patrones definidos, sino que correspondían a omisiones aleatorias, por lo que se realiza un tratamiento para estos valores perdidos puntuales. Se detectaron datos faltantes en menos del 1 % de 17 ítems. Estos fueron imputados mediante el método de sustitución por la media de la serie en SPSS, dada la aleatoriedad y baja frecuencia del fenómeno.

**Tabla 7***Resumen de respuestas faltantes por ítem*

Ítem	CM3	CM4	GV1	GV3	CBA1	CS2	CS4	PIT1	NS4	NS5	CCP2	CCP3	CCP4	CCP5	IC3	IC4	IC5
Nº de respuestas faltantes	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1

*Nota.* Cada respuesta faltante corresponde a la omisión del ítem en específico.

Posteriormente, se descartaron 5 casos con una desviación estándar menor a 0,5 en los ítems del modelo, lo que indicaba respuestas monótonas con escasa variabilidad. Para lo anterior cada caso fue verificado uno a uno, mostrando claros signos de respuestas automáticas.

Por otro lado, se eliminaron 11 casos detectados como *outliers* univariados mediante dos criterios. En primer lugar, se evaluó la curtosis y *skewness* (medida de asimetría) de distribución para cada variable, así evaluar su normalidad. Estos fueron comparados con los criterios propuestos por Barbara Byrne (2010), quien sugiere que los datos pueden considerarse normales si la asimetría está entre  $\pm 2$  y la curtosis entre  $\pm 7$ . En el conjunto de datos analizado, todos los ítems cumplieron estos criterios, excepto el ítem CM1, que presentó una asimetría de  $-2,162$  antes del tratamiento, la cual fue corregida posteriormente (**Apéndice I**).

Se calcularon los *z-scores* o puntajes *z* estandarizados para cada ítem del modelo, utilizando el procedimiento de transformación en SPSS. Aquellas observaciones que presentaron valores *z* mayores a  $\pm 3,29$  fueron consideradas como posibles *outliers* dado que bajo normalidad, solo el 0,1% de los valores deberían caer fuera de ese rango. Este umbral corresponde a un nivel de confianza del 99,9%, por lo que cualquier dato que exceda este límite tiene una probabilidad extremadamente baja de pertenecer a la distribución.

Junto con lo anterior, se construyeron diagramas de caja para cada variable observada, identificando visualmente los casos que quedaban fuera del rango intercuartil. Se llevó un registro de la frecuencia con que cada observación aparecía como atípica entre los ítems. Aquellos casos que coincidieron entre ambos criterios, es decir, que tenían valores  $z$  fuera de rango y además figuraban repetidamente como atípicos en los *boxplots*, fueron considerados *outliers* consistentes y eliminados del análisis.

Finalmente, utilizando el paquete MVN en R, se evaluaron posibles valores atípicos multivariados mediante el cálculo de la distancia de Mahalanobis (cálculo de distancias entre el centroide y la observación) para cada observación, considerando todas las variables observadas del modelo. De acuerdo con el criterio propuesto por Hair Jr. *et al.* (2014), se recomienda emplear umbrales conservadores para muestras pequeñas, tales como valores de  $p < 0,001$ . En función de este criterio, se identificaron y eliminaron 12 casos que presentaban una probabilidad estadísticamente significativa ( $p < 0,001$ ) de no pertenecer a la distribución multivariada.

Luego de la eliminación de estos casos, se evaluó la normalidad multivariada del conjunto de datos resultante mediante la prueba de Mardia. Los resultados indicaron que no se cumplía con el supuesto de normalidad multivariada, ya que tanto el coeficiente de asimetría multivariada (*Mardia Skewness* = 23.221;  $p < 0,001$ ) como el de curtosis (*Mardia Kurtosis* = 18,66;  $p < 0,001$ ) fueron estadísticamente significativos (R documentation, s.f.). Esto implica que, aunque se eliminaron los valores atípicos multivariados extremos, los datos no presentan normalidad multivariada.

Para poder llevar a cabo el análisis factorial confirmatorio y la modelación de ecuaciones estructurales bajo estas condiciones, se emplea el método de *bootstrapping*, como se sugiere en casos de no normalidad (Byrne, 2010). El término *bootstrapping* consiste en que a partir de una muestra original, se generan múltiples muestras adicionales mediante remuestreo con reemplazo. De esta manera, la muestra original se considera representativa de la población, permitiendo realizar inferencias robustas sin necesidad de asumir estrictamente la normalidad multivariada.

A continuación, se resume el proceso de depuración en el tamaño muestral:

### **Tabla 8**

*Resumen del tamaño muestral tras la depuración de datos*

Tipo de Datos	Total
Muestra inicial	$N = 422$
Casos eliminados	103
Muestra final	$n = 319$

*Nota.* Elaboración propia.

## **6.2. Descripción de la Muestra**

La muestra de este estudio estuvo conformada por 319 participantes residentes en Chile. Esta se caracteriza por un perfil predominantemente joven y femenino, con un alto nivel educativo y una marcada concentración geográfica en la zona central de Chile, especialmente en la Región Metropolitana. Este grupo, compuesto en gran parte por estudiantes universitarios.

En cuanto al comportamiento de consumo, aunque la mayoría de los participantes se identifica como omnívoro, existe una notable familiaridad y experiencia previa con productos de origen vegetal. Un segmento significativo de la muestra ya adopta dietas *plant-based* y un porcentaje considerable consume estos productos con una frecuencia variada, destacando el

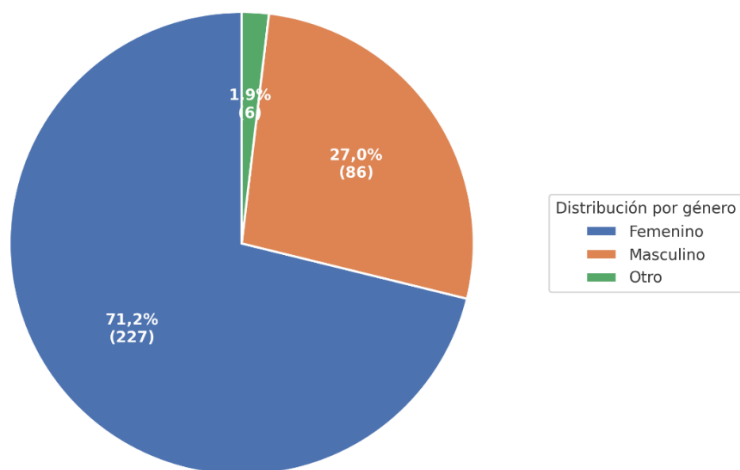
consumo diario o varias veces por semana. Las hamburguesas y leches vegetales, junto con la carne de soya, son los sustitutos más populares. Para obtener información sobre estos productos, los participantes confían principalmente en medios digitales.

### 6.2.1. Características sociodemográficas

**Género, edad y estado civil.** La muestra estuvo compuesta mayoritariamente por mujeres 71,2% ( $n = 227$ ), seguida por hombres con un 27,0% ( $n = 86$ ) y un 1,9% ( $n = 6$ ) que se identificó con otros géneros (**Figura 21**). En cuanto a la edad, la muestra se caracteriza por una marcada concentración en los grupos etarios más jóvenes (**Figura 22**). El 54,2% de los participantes correspondió al grupo etario de 18 a 24 años ( $n = 173$ ), y el 32,0% al rango de 25 a 34 años ( $n = 102$ ). En conjunto, los individuos entre 18 y 34 años representan el 86,2% de la muestra. Los grupos de 35 a 44 años (6,9%,  $n = 22$ ), 45 a 54 años (4,4%,  $n = 14$ ) y 55 a 64 años (2,5%,  $n = 8$ ) presentan una menor representación. Finalmente, respecto al estado civil se presentan los resultados en la **Figura 23**, el 50,6% se declaró soltero(a) ( $n = 161$ ) y un 39,3% indicó estar en una relación ( $n = 125$ ).

#### **Figura 21**

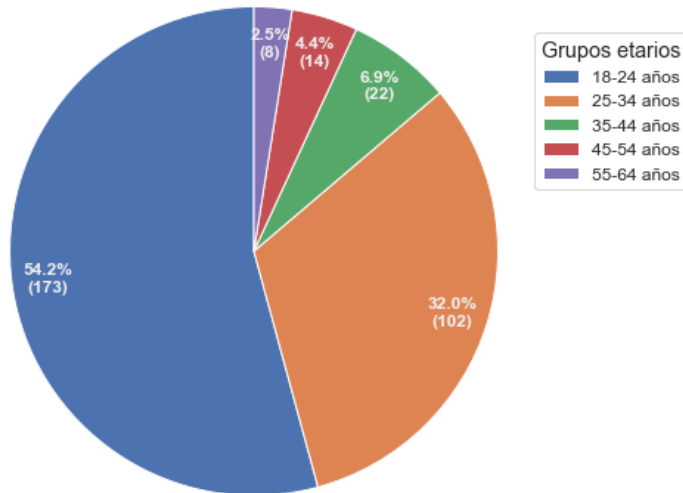
*Distribución por género de los participantes del estudio*



*Nota.* Elaboración propia.

**Figura 22**

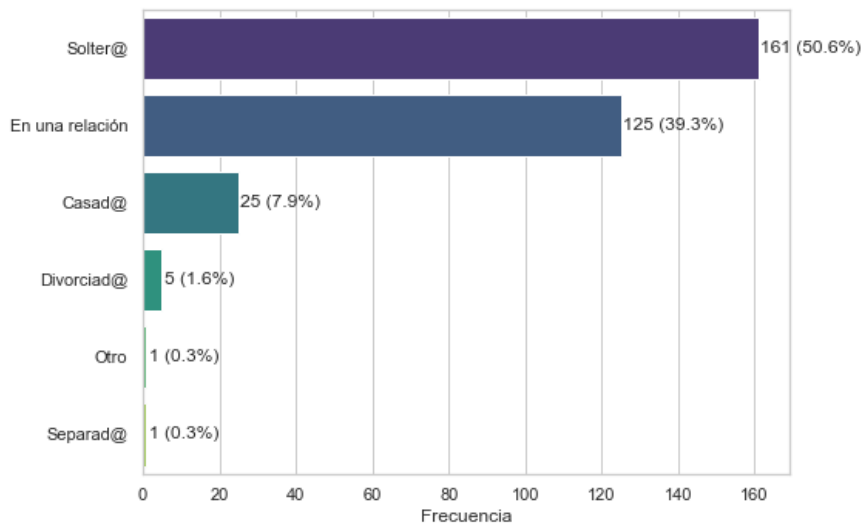
*Distribución por edad de los participantes del estudio*



*Nota.* Elaboración propia.

**Figura 23**

*Estado civil de los participantes del estudio*



*Nota.* Elaboración propia.

**Nivel educacional, ocupación e ingreso.** En términos de nivel educativo, el perfil de los participantes se distingue por un nivel educativo alto y una ocupación predominantemente estudiantil, lo cual se refleja en la distribución de sus ingresos. En relación con el nivel educativo (**Figura 24**), el 40,1% ( $n = 128$ ) de los encuestados reporta educación universitaria incompleta y un 39,8% ( $n = 127$ ) ha completado sus estudios universitarios.

Adicionalmente, el 9,1% ( $n = 29$ ) posee estudios de postgrado. El 6,0% ( $n = 19$ ) ha completado la educación media y el 3,4% ( $n = 11$ ) la educación técnica o profesional completa. En su conjunto, el 89% de los participantes ha cursado estudios superiores (universitarios, de postgrado o técnicos profesionales completos/incompletos).

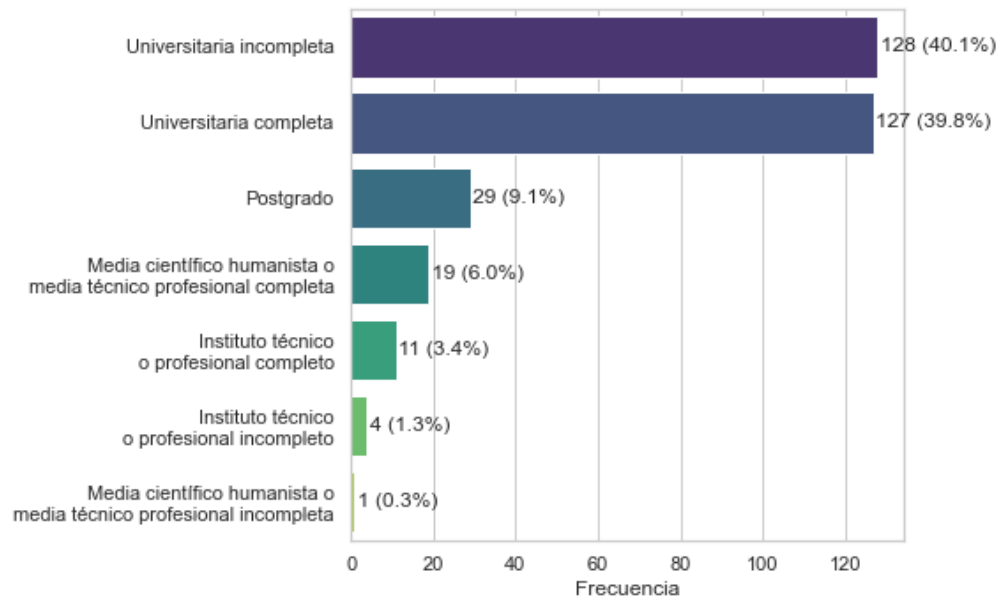
Respecto a la ocupación (**Figura 25**), casi la mitad de la muestra se identifica como "Estudiante" (47,6%,  $n = 152$ ). El 34,8% ( $n = 111$ ) se encuentra con "Empleo a tiempo completo". Los demás participantes se distribuyen en categorías como "Desemplead@" (5,3%,  $n = 17$ ), "Empleo *part-time*" (4,7%,  $n = 15$ ), "Emprendedor@" (3,8%,  $n = 12$ ), "Otro" (3,1%,  $n = 10$ ) y "Dueñ@ de casa" (0,6%,  $n = 2$ ). La alta proporción de estudiantes es coherente con la juventud de la muestra y puede influir en la percepción de precio y accesibilidad de los productos *plant-based*.

La distribución de ingresos de los participantes (**Figura 26**) muestra una polarización marcada, influida por la composición etaria y ocupacional. Un 32,3% ( $n = 103$ ) reporta ingresos "Menos de 300.000 CLP" y un 18,2% ( $n = 58$ ) declara "Ninguno", lo que refleja la alta proporción de estudiantes con ingresos nulos o limitados.

Sin embargo, también se observa un segmento con ingresos medios y altos: un 16,0% ( $n = 51$ ) gana más de 1.500.000 CLP, y un 14,7% ( $n = 47$ ) se ubica entre 900.001 y 1.500.000 CLP. Además, el 10,0% ( $n = 32$ ) reporta ingresos entre 300.001 y 600.000 CLP, y el 5,3% ( $n = 17$ ) entre 600.001 y 900.000 CLP. Un 3,4% ( $n = 11$ ) prefirió no responder. Esta dispersión evidencia que, aunque la muestra tiene una presencia predominante de estudiantes o personas con ingresos bajos, también incluye participantes económicamente activos con mayores niveles de ingreso, permitiendo una visión más heterogénea del perfil económico.

**Figura 24**

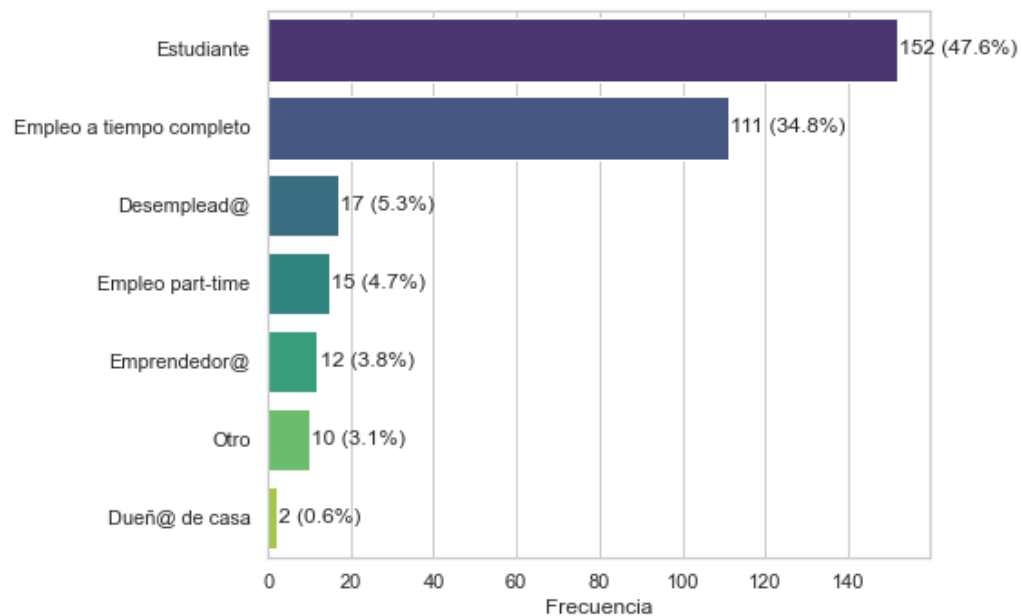
*Nivel de educación de los participantes del estudio*



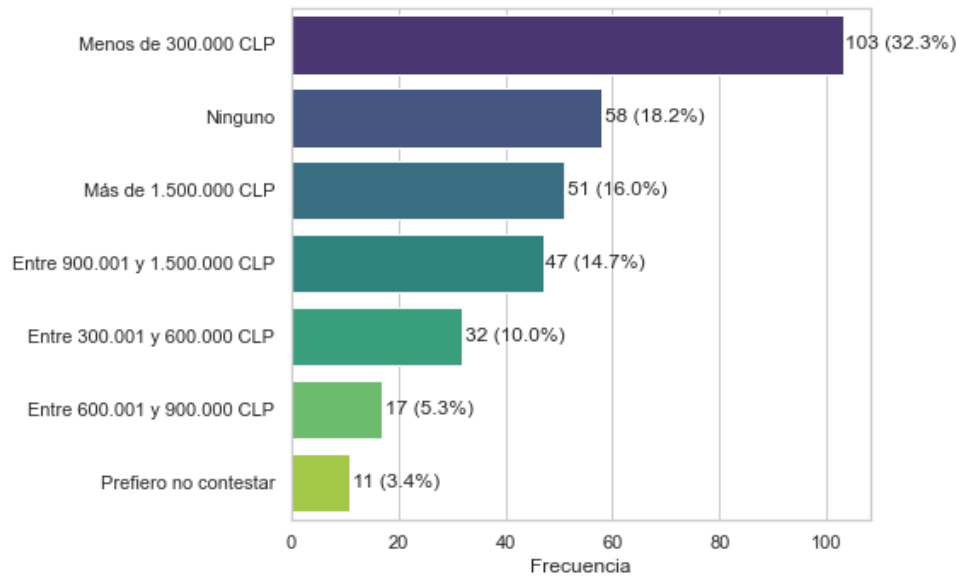
*Nota.* Elaboración propia.

**Figura 25**

*Ocupación de los participantes del estudio*

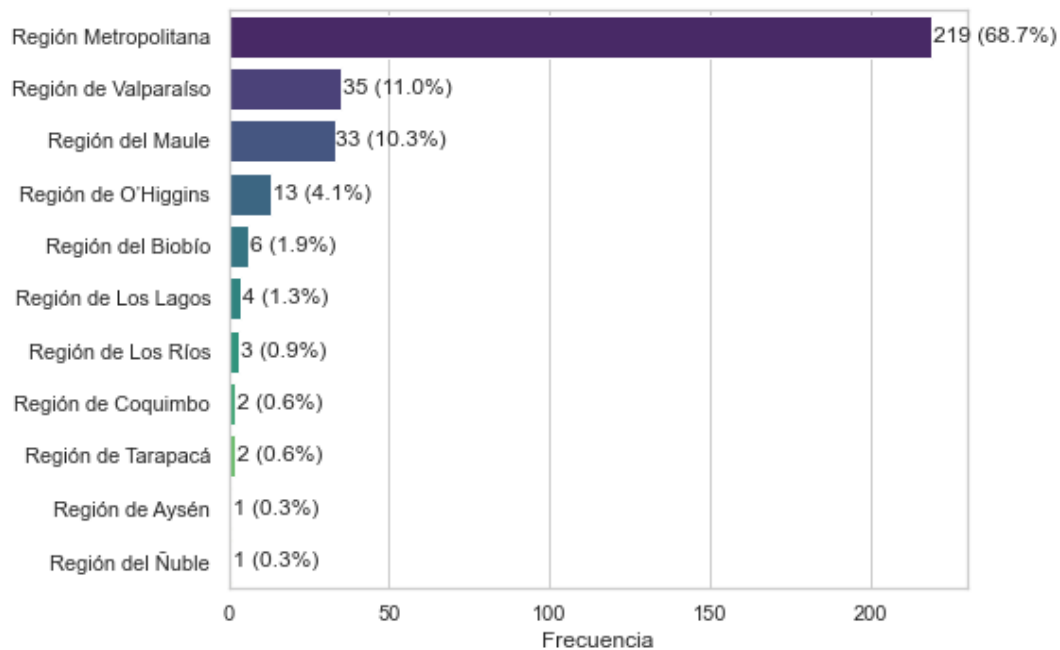


*Nota.* Elaboración propia.

**Figura 26***Nivel de ingresos de los participantes del estudio*

*Nota.* Elaboración propia.

**Ubicación geográfica.** La distribución geográfica de los participantes muestra una fuerte concentración en la Región Metropolitana, abarcando el 68,7% ( $n = 219$ ) de la muestra (**Figura 27**). Le siguen la Región de Valparaíso (11,0%,  $n = 35$ ) y la Región del Maule (10,3%,  $n = 33$ ). Las regiones de O'Higgins (4,1%,  $n = 13$ ) y Biobío (1,9%,  $n = 6$ ) presentan una representación menor, mientras que otras regiones como Los Lagos, Los Ríos, Coquimbo, Tarapacá, Aysén y Ñuble muestran una representación marginal. Esta concentración en la capital y las regiones centrales sugiere que los hallazgos pueden ser más representativos de los patrones de consumo en áreas urbanas y con mayor desarrollo comercial de productos *plant-based* en Chile.

**Figura 27***Región de residencia de los participantes del estudio*

*Nota.* Elaboración propia.

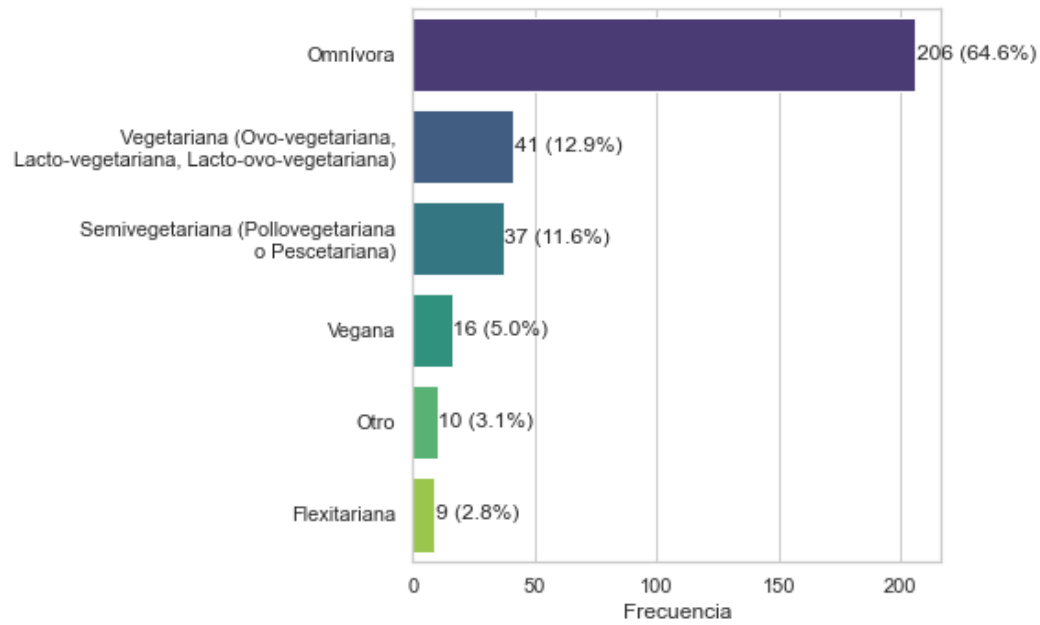
### 6.2.1.1. Estilo de vida y comportamiento de consumo

**Tipo de dieta y experiencia.** El 64,6% de los participantes se identificó con una dieta omnívora, mientras que un 32,3% adoptó una dieta *plant-based*, que incluyó vegetarianos (12,9%), semivegetarianos (11,6%), veganos (5,0%) y flexitarianos (2,8%) (**Figura 28** y **Figura 29**).

A pesar de la mayoría omnívora, la mayoría de los participantes (79,6%,  $n = 254$ ) reporta tener experiencia previa con alimentos *plant-based*, mientras que el 20,4% ( $n = 65$ ) no la tiene (**Figura 30**). Este alto nivel de familiaridad sugiere que los participantes poseen una base de conocimiento y experiencia que les permite evaluar y formar opiniones sobre estos productos, lo cual es ventajoso para un estudio sobre intención y comportamiento de compra.

**Figura 28**

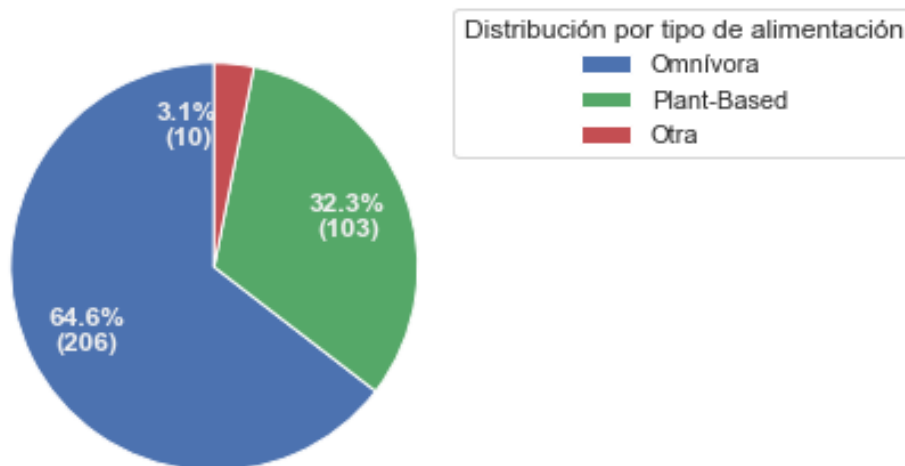
*Tipos de dieta de los participantes del estudio*



*Nota.* Elaboración propia.

**Figura 29**

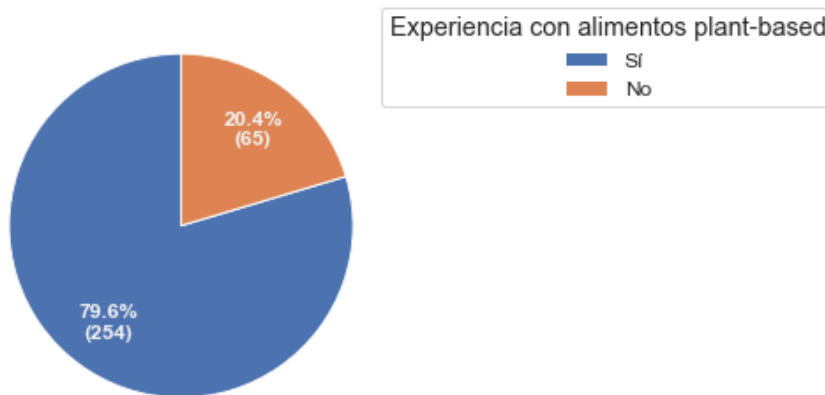
*Distribución por tipo de alimentación de los participantes del estudio*



*Nota.* Elaboración propia.

**Figura 30**

*Experiencia con alimentos plant-based de los participantes del estudio*

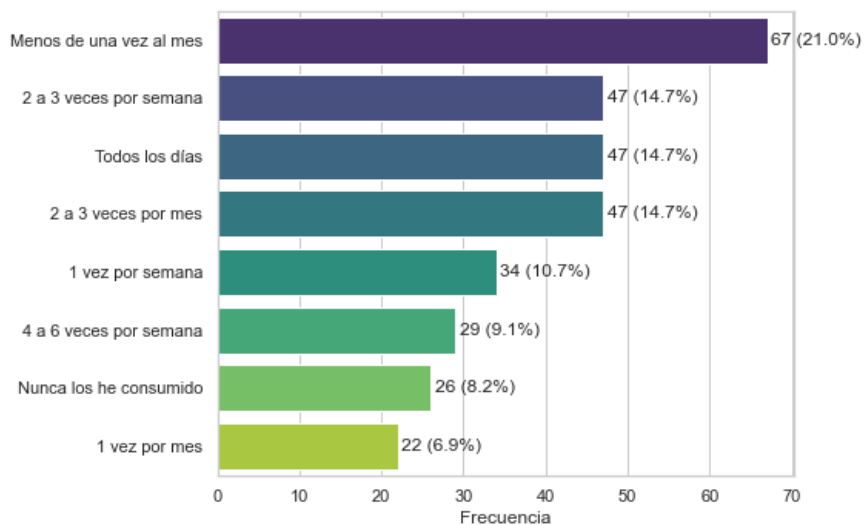


*Nota.* Elaboración propia.

**Frecuencia y tipos de productos consumidos.** La frecuencia de consumo de alimentos *plant-based* varió, destacando que un 21,0% indicó un consumo esporádico (menos de una vez al mes). Un 29,4% manifestó un consumo frecuente, dividido entre quienes consumían productos *plant-based* diariamente (14,7%) y aquellos con una frecuencia de 2 a 3 veces por semana (14,7%). Los productos más populares fueron sustitutos directos de alimentos animales, tales como hamburguesas vegetales, leche vegetal y carne de soya.

**Figura 31**

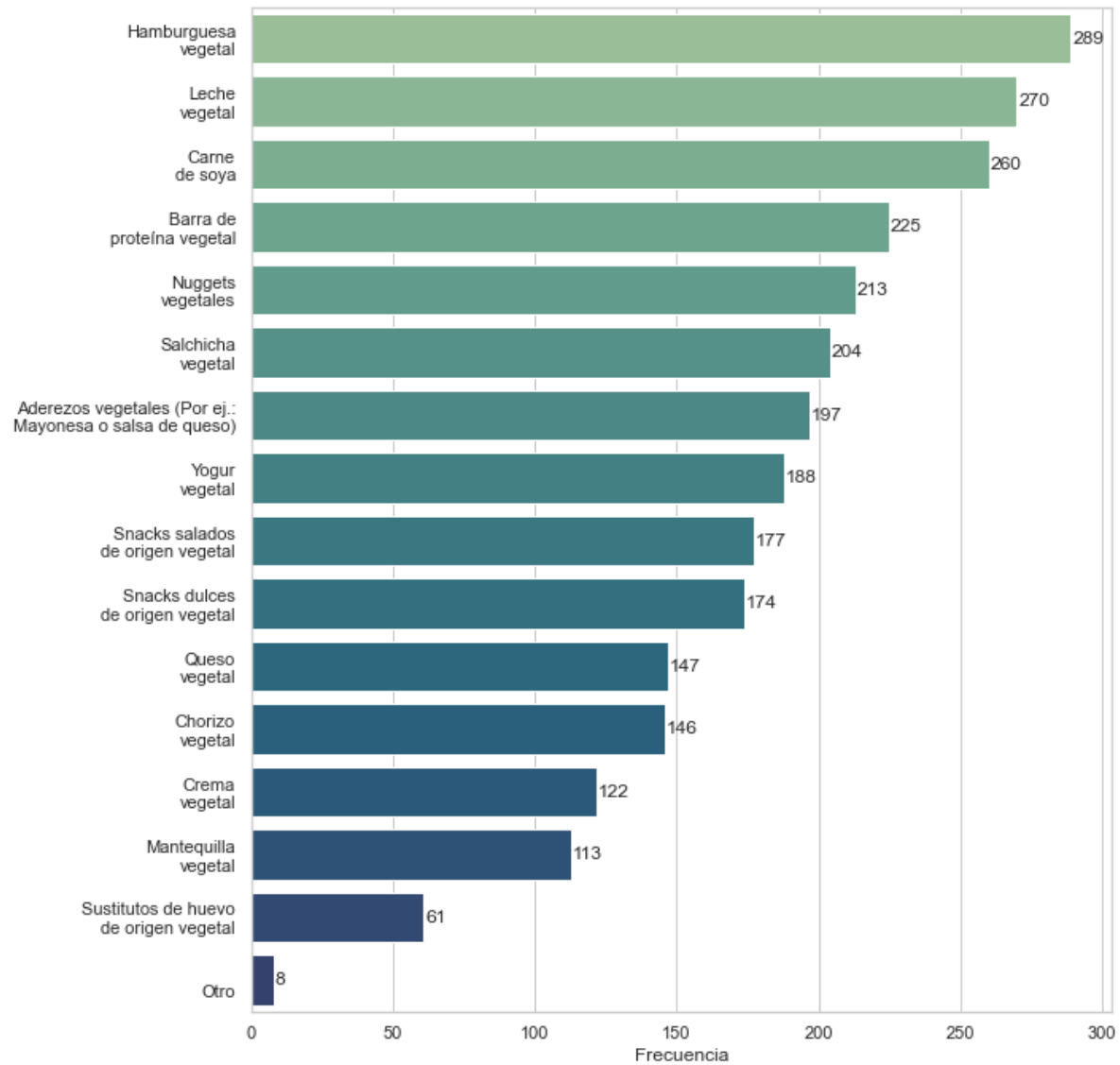
*Frecuencia de consumo de productos plant-based*



*Nota.* Elaboración propia.

**Figura 32**

*Consumo de alimentos plant-based por tipo de producto en la muestra (N = 319)*

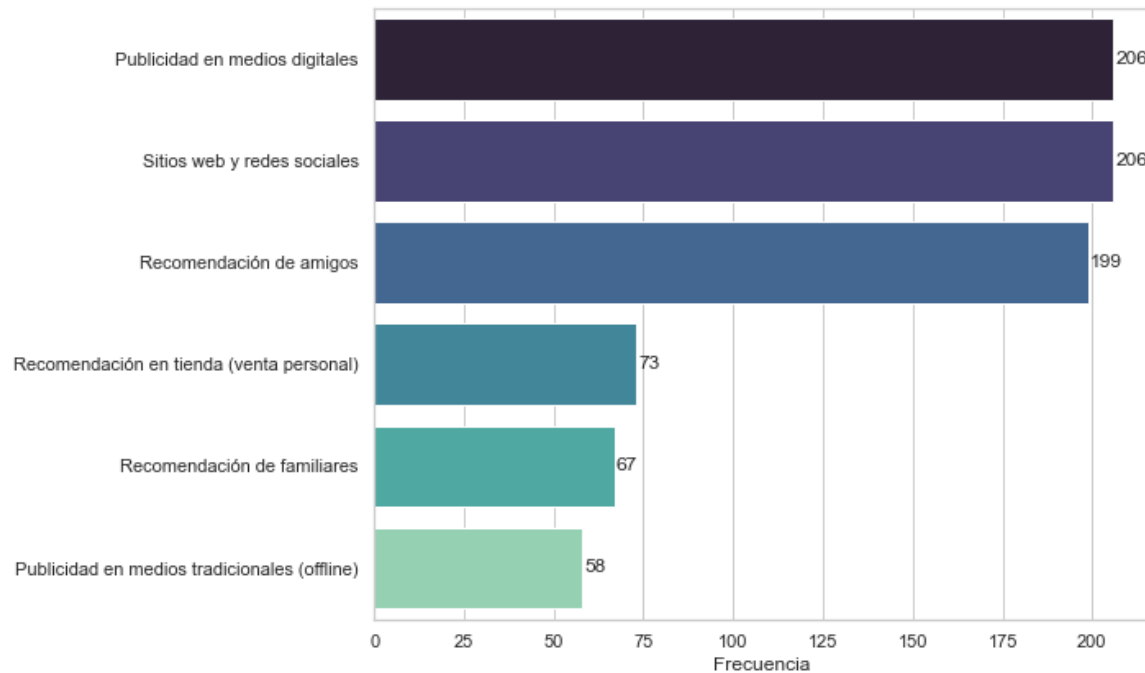


*Nota.* Elaboración propia.

**Canales de información.** Los medios digitales fueron la principal fuente de información sobre productos *plant-based*, con la publicidad en plataformas digitales y la consulta de sitios web y redes sociales destacando como las vías más mencionadas cada una con 206 menciones. La recomendación de amigos también tuvo un rol importante (199 menciones), superando ampliamente a medios tradicionales y recomendaciones en puntos de venta (**Figura 33**).

**Figura 33**

*Canales de información sobre alimentos plant-based*



*Nota.* Elaboración propia. El gráfico presenta los canales de información por los cuales los participantes del estudio han recibido información de estos productos.

### 6.3. Evaluación del Modelo SEM Propuesto

#### 6.3.1. Modelo de Medición

Debido a que las escalas de medición fueron adaptadas en idioma y en algunos constructos provenían de más de una fuente, es importante determinar si aquellos ítems medían el mismo constructo. Para ello, se analizó la fiabilidad interna de cada constructo mediante el coeficiente Alfa de Cronbach, utilizando la función de análisis de escala en SPSS. Además, se examinó el efecto de la eliminación individual de cada ítem sobre la consistencia interna del constructo, con el fin de identificar posibles elementos que disminuyeran considerablemente la fiabilidad del instrumento.

A continuación, se presentan los resultados:

**Tabla 9**

*Alfas de Cronbach de los constructos del modelo propuesto*

Constructo	Alfa de Cronbach Constructo	Ítem	Alfa de Cronbach si el elemento se elimina
Conciencia Medioambiental	0,818	<b>CM1</b>	<b>0,838</b>
		CM2	0,773
		CM3	0,726
		CM4	0,721
Percepción de <i>Green Value</i>	0,890	GV1	0,885
		GV2	0,814
		GV3	0,826
Conciencia de Bienestar Animal	0,725	CBA1	0,643
		CBA2	0,604
		CBA3	0,661
Conciencia de Salud	0,896	CS1	0,864
		CS2	0,846
		CS3	0,860
		CS4	0,893
Percepción de Innovación Tecnológica	0,833	PIT1	0,752
		PIT2	0,712
		<b>PIT3</b>	<b>0,836</b>

---

Sensibilidad al Precio	0,810	SP1	0,725
		SP2	0,692
		SP3	0,796
Atractivo Sensorial	0,849	<b>AS1</b>	<b>0,871</b>
		AS2	0,811
		AS3	0,772
		AS4	0,768
Actitud	0,906	ACT1	0,864
		ACT2	0,878
		ACT3	0,872
		ACT4	0,901
Normal Subjetivas	0,613	NS1	0,510
		NS2	0,540
		NS3	0,570
		NS4	0,569
		NS5	0,601
Control Conductual Percibido	0,847	CCP1	0,824
		CCP2	0,818
		CCP3	0,835
		CCP4	0,806
		CCP5	0,795
Intención de Compra	0,932	IC1	0,906
		IC2	0,908
		IC3	0,911
		IC4	0,920
		<b>IC5</b>	<b>0,932</b>
Comportamiento Real de Compra	0,946	CRE1	0,931
		CRE2	0,938
		CRE3	0,918
		CRE4	0,928

---

*Nota.* Elaboración propia. Se incluye el cálculo de Alfa de Cronbach del constructo con todos sus ítems y adicionalmente, se incluye el cálculo si se elimina el ítem.

Con los resultados anteriores, se determina que todos los constructos cumplen con el criterio  $\alpha_c \geq 0,60$  para ser aceptable (Hair Jr. *et al.*, 2014; Jain y Chetty, 2021).

En general, los constructos presentaron valores de Alfa de Cronbach superiores a 0,8 a excepción de los constructos “Conciencia de Bienestar Animal” y “Normas Subjetivas” con valores 0,725 y 0,613, respectivamente.

Respecto al análisis ítem por ítem, se identificaron 3 elementos cuya eliminación mejoraba la fiabilidad interna de sus respectivos constructos y 1 ítem, cuya eliminación mantenía el valor del alfa del constructo. En la **Tabla 10** se resumen estos resultados:

**Tabla 10**

*Resumen de ítems cuya eliminación supone una mejoría en la fiabilidad interna del constructo*

Constructo	Ítem eliminado	Cambio $\alpha$	Cambio Total
Conciencia Medioambiental	CM1	0,818 → 0,838	+0,02
Percepción de Innovación Tecnológica	PIT3	0,833 → 0,836	+0,003
Atractivo Sensorial	AS1	0,849 → 0,871	+0,022
Intención de Compra	IC5	0,932 → 0,932	0

*Nota.* Elaboración propia.

Se determina eliminar aquellos ítems con diferencias más importantes, superiores a 0,01 en el valor del alfa. En base a lo anterior, se eliminaron los ítems AS1 del constructo Atractivo Sensorial y CM1 del constructo Conciencia Medioambiental, cuyas eliminaciones suponen mejoras de +0,022 y +0,02, respectivamente. Por otro lado, aunque el ítem PIT3 mostraba una ligera mejora al ser eliminado +0,003, esta diferencia no superaba el umbral definido, por lo que se optó por mantenerlo. Del mismo modo, el ítem IC5 no afectaba la fiabilidad al ser eliminado por lo que también se mantuvo. Estas decisiones se tomaron con el fin de mejorar la coherencia interna de los ítems de cada constructo.

Si se realiza un análisis cualitativo sobre la eliminación de los ítems AS1 y CM1, es posible notar que el ítem AS1 (“Considero que la apariencia de los alimentos *plant-based* es atractiva y visualmente llamativa”) hace referencia exclusivamente al aspecto visual de los productos, mientras que los ítems restantes del constructo (AS2, AS3 y AS4) se enfocaban en atributos sensoriales como el aroma y, especialmente, el sabor (**Tabla 11**). Esta diferencia sugiere que AS1 podría estar capturando una dimensión distinta del atractivo sensorial. Por tanto, su eliminación no solo mejora la confiabilidad estadística, sino también la coherencia conceptual del constructo.

En cuanto al constructo Conciencia Medioambiental (CM), el ítem CM1 (“Me interesa la protección del medio ambiente”) presentaba un nivel de generalidad considerablemente mayor en comparación con los otros ítems, los cuales estaban enfocados al comportamiento de consumo ambientalmente consciente. Esta desconexión temática puede haber generado un patrón de respuestas menos alineado con el resto de la escala.

### **Tabla 11**

#### *Constructos con ítems eliminados tras análisis de Alfa de Cronbach*

Constructo	Fuente y Preguntas
Atractivo Sensorial (AS)	<i>Chen et al. (2024)</i>
<b>AS1</b>	<b>Considero que la apariencia de los alimentos <i>plant-based</i> es atractiva y visualmente llamativa.</b>
AS2	Pienso que el aroma de los alimentos <i>plant-based</i> es agradable.
AS3	Creo que el sabor de los alimentos <i>plant-based</i> es agradable.
AS4	Encuentro el sabor de los alimentos <i>plant-based</i> delicioso y apetitoso.
Conciencia Medioambiental (CM)	<i>Park y Namkung (2024); Nakhonchaigul y Siriyota (2024); Martinelli y De Canio (2024).</i>
<b>CM1</b>	<b>Me interesa la protección del medio ambiente.</b>
CM2	Suelo ser consciente de los problemas medioambientales al elegir lo que consumo.
CM3	Prefiero comprar productos que tengan un menor impacto negativo en el medio ambiente.
CM4	Prefiero alimentos que ayuden a crear sostenibilidad ambiental para el futuro.

*Nota.* Elaboración propia.

Luego, se imputa el modelo de medición en AMOS sin los ítems que previamente fueron eliminados (**Apéndice 1**). De acuerdo con Hair Jr. *et al.* (2019), las cargas factoriales estandarizadas deben ser estadísticamente significativas y tener un valor mínimo de 0,50 para garantizar una adecuada validez convergente, siendo valores sobre 0,70 el valor ideal. En el caso del modelo de medición evaluado, todos los ítems fueron significativos (**Apéndice 3**). Además, la mayoría de los ítems presentaron cargas factoriales estandarizadas superiores a 0,65, lo que indica una adecuada representación del constructo latente (**Apéndice 4**). Sin embargo, se eliminaron aquellos ítems cuyas cargas se encontraban por debajo del umbral mínimo recomendado de 0,50, al considerarse que no contribuían de manera suficiente a la medición del constructo. Este fue el caso de los ítems NS3, NS4 y NS5, los cuales mostraron cargas significativamente inferiores, tal como se presenta en la **Tabla 12**.

**Tabla 12**

Cargas factoriales estandarizadas de los ítems eliminados del constructo "Normas Subjetivas"

Rutas	Carga factorial estandarizada
NS3 ← NS	0,262
NS4 ← NS	0,204
NS5 ← NS	0,242

*Nota.* Elaboración propia.

Este constructo, además, presentaba la menor fiabilidad interna en el análisis preliminar. Tras eliminar estos tres ítems, se recalcula el Alfa de Cronbach, obteniéndose un valor de 0,801, lo que representa una mejora considerable en su consistencia interna.

Previo a la eliminación de los ítems, se realizó un análisis cualitativo con el fin de comprender las posibles razones de su bajo rendimiento psicométrico.

A continuación, se presentan los ítems originales que componían el constructo Normas Subjetivas, antes de su depuración:

**Tabla 13**

*Constructos con ítems eliminados tras análisis de Cargas Factoriales*

Constructo	Fuente y Preguntas
Normas Subjetivas (NS)	<i>Nakhonchaikul y Siriyota (2024); Liao et al. (2025).</i>
NS1	Mi familia y amigos tiene una actitud positiva hacia el consumo de alimentos <i>plant-based</i> .
NS2	Mi familia y amigos están de acuerdo con la decisión de consumir alimentos <i>plant-based</i> .
NS3	Las personas que respeto influyen en mi decisión de consumir alimentos <i>plant-based</i> .
NS4	Las figuras públicas (celebridades, <i>influencers</i> ) influyen en mi decisión de consumir alimentos <i>plant-based</i> .
NS5	Me gustaría probar productos <i>plant-based</i> porque he leído o visto comentarios positivos sobre ellos.

*Nota.* Elaboración propia.

Es posible notar en la **Tabla 13**, que si bien las 5 preguntas del constructo “Normas Subjetivas” miden cómo el entorno puede afectar la decisión sobre productos alimenticios *plant-based* las primeras dos preguntas se enfocan en el entorno más cercano, mientras que las últimas 3 correspondiente a los ítems con menor carga factorial, refieren a cómo el entorno más lejano podría afectar esta decisión. Por lo que tiene sentido la que este constructo no sea consistente, puesto que si bien se quiere medir lo mismo el enfoque de estos dos grupos de preguntas es diferente, lo que termina midiendo cosas diferentes.

Posteriormente, se procedió a examinar los *Modification Indices* (M.I.). Tal como señalan Hair *et al.* (2019), esta herramienta puede ser útil para identificar relaciones no especificadas que podrían mejorar el ajuste del modelo, siempre que cuenten con sustento. Además, se recomienda estudiar aquellas relaciones con un M.I. mayor a 4. En este estudio, se revisaron aquellos M.I. correspondientes a correlaciones entre términos de error de ítems

pertenecientes al mismo constructo, priorizando los pares con los valores más altos de M.I. y que, además, resultaran conceptualmente coherentes.

**Tabla 14**

*Índices de Modificación (M.I.) sugeridos para correlaciones entre errores de medida*

Constructo		Rutas		M.I.	Cambio
Intención de Compra	e20 (IC2)	↔	e23 (IC4)	20,838	-0,059
	e30 (CCP2)	↔	e29 (CCP1)	19,363	0,167
Actitud	e31 (CCP3)	↔	e29 (CCP1)	17,342	-0,130
	e33 (CCP5)	↔	e32 (CCP4)	15,693	0,109
Control	e18 (ACT4)	↔	e16 (ACT2)	18,829	-0,062
Conductual	e15 (ACT1)	↔	e16 (ACT2)	16,732	0,045
Percibido	e17 (ACT3)	↔	e15 (ACT1)	16,129	-0,048

*Nota.* Elaboración propia. La tabla presenta solo los índices de modificación válidos, entre errores de ítems de un mismo constructo, obtenidos en el modelo de medición.

Para mantener la coherencia del modelo de medición, solo se consideraron para el modelo aquellas correlaciones cuya asociación pudiera justificarse conceptualmente, en función de su contenido y redacción.

En el caso del constructo Intención de Compra, se evaluó la correlación entre los errores de los ítems IC2 (“*Es probable que consuma alimentos plant-based*”) e IC5 (“*Recomendaría los alimentos plant-based a otras personas*”), sugerida por un M.I. de 20,838. No obstante, a pesar de que ambos ítems presentan una valoración favorable hacia estos productos, apuntan a comportamientos distintos: el primero se refiere a una conducta personal de consumo, mientras que el segundo implica una acción hacia otros (recomendación). Dado que no comparten un contenido lo suficientemente cercano como para justificar una varianza residual común más allá del factor latente, esta correlación no fue incorporada en el modelo.

Para el constructo Actitud, se permitió la correlación entre los errores de los ítems ACT2 (“*Creo que es una buena idea consumir alimentos plant-based*”) y ACT4 (“*Estoy dispuesto/a a comprar alimentos plant-based debido a la imagen positiva que tengo de ellos*”). Estos ítems comparten una orientación evaluativa similar hacia los productos *plant-based*, lo cual sugiere una posible varianza residual conjunta no explicada únicamente por el factor latente. Además, esta relación se ve respaldada por un Índice de Modificación de 18,829, lo que indica una mejora significativa en el ajuste si se permite dicha correlación.

Respecto al Control Conductual Percibido, se incorporó la correlación entre los errores de los ítems CCP1 (“*Sé claramente dónde comprar alimentos plant-based*”) y CCP2 (“*Tengo conocimiento sobre cómo integrar los alimentos plant-based en mi dieta*”), respaldada por un MI de 19,363. Esta decisión se fundamenta en la afinidad conceptual entre ambos enunciados, ya que ambos abordan el grado de familiaridad y preparación de la persona respecto al consumo de estos productos, haciendo referencia a un nivel de conocimiento previo que puede influir en la percepción de control conductual.

Estas correlaciones fueron incluidas en el modelo al considerar que reflejan una consistencia conceptual entre los ítems involucrados y que su incorporación mejora el ajuste global sin alterar la estructura factorial establecida.

Posteriormente, se llevó a cabo el estudio de la validez convergente y discriminante, así como la evaluación de la fiabilidad compuesta de los constructos del modelo, utilizando la herramienta *Master Validity Tool*, un *plugin* para AMOS desarrollada por Gaskin, James y Lim (2019).

A continuación, en las **Tabla 15** y **Tabla 16**, se presentan los resultados obtenidos para los indicadores de fiabilidad compuesta (CR), validez convergente (AVE) y validez discriminante.

**Tabla 15**

*Indicadores de fiabilidad compuesta (CR) y validez convergente (AVE) de los constructos del modelo*

	CR	AVE
<b>CBA</b>	0,737	<b>0,484</b>
<b>GV</b>	0,89	0,731
<b>CS</b>	0,897	0,687
<b>CM</b>	0,85	0,656
<b>CCP</b>	0,847	0,528
<b>NS</b>	0,804	0,673
<b>CRE</b>	0,947	0,817
<b>SP</b>	0,812	0,594
<b>ACT</b>	0,919	0,74
<b>PIT</b>	0,839	0,636
<b>AS</b>	0,878	0,71
<b>IC</b>	0,933	0,737

*Nota.* Se considera aceptable una  $CR \geq 0,60$  y una  $AVE \geq 0,50$  para evidenciar una adecuada fiabilidad interna y validez convergente (Ahmad *et al.*, 2016)

**Tabla 16***Correlaciones entre constructos y raíz cuadrada de la AVE de cada constructo*

	CBA	GV	CS	CM	CCP	NS	CRE	SP	ACT	PIT	AS	IC
<b>CBA</b>	<b>0,696</b>											
GV	0,337 ***	<b>0,855</b>										
CS	0,167 *	0,05	<b>0,829</b>									
CM	0,666 ***	0,313 ***	0,242 ***	<b>0,810</b>								
CCP	0,370 ***	0,293 ***	0,227 ***	0,379 ***	<b>0,726</b>							
NS	0,194 **	0,150 *	0,168 *	0,231 ***	0,357 ***	<b>0,820</b>						
CRE	0,583 ***	0,323 ***	0,074	0,455 ***	0,633 ***	0,383 ***	<b>0,904</b>					
SP	0,604 ***	0,445 ***	0,169 *	0,476 ***	0,516 ***	0,341 ***	0,680 ***	<b>0,770</b>				
ACT	0,529 ***	0,510 ***	0,121 *	0,427 ***	0,524 ***	0,337 ***	0,729 ***	0,662 ***	<b>0,860</b>			
PIT	0,216 **	0,520 ***	0,139 *	0,235 ***	0,333 ***	0,139 *	0,286 ***	0,458 ***	0,365 ***	<b>0,798</b>		
AS	0,345 ***	0,291 ***	0,073	0,303 ***	0,413 ***	0,365 ***	0,559 ***	0,529 ***	0,652 ***	0,331 ***	<b>0,843</b>	
IC	0,538 ***	0,431 ***	0,088	0,439 ***	0,544 ***	0,353 ***	0,825 ***	0,643 ***	0,851 ***	0,287 ***	0,651 ***	<b>0,859</b>

*Nota.* Los valores diagonales en negrita representan la raíz cuadrada del AVE de cada constructo. Significancias de las correlaciones entre los constructos \*  $p < 0,05$ . \*\*  $p < 0,01$ . \*\*\*  $p < 0,001$

Según los criterios establecidos por Ahmad *et al.* (2016) y Hair Jr. *et al.* (2014), se considera que un constructo evidencia validez convergente cuando su varianza media extraída (AVE) alcanza un valor igual o superior a 0,50. Como se muestra en la **Tabla 15** todos los constructos cumplieron con los criterios de validez convergente, mientras que solo el constructo Conciencia sobre el Bienestar Animal (CBA) presentó una AVE levemente

inferior al umbral recomendado con un valor de 0,484, esto se abordó modificando la composición del constructo.

Para lo anterior, se eliminó el ítem CBA3 del constructo Conciencia de Bienestar Animal (CBA) (“*Prefiero comprar alimentos más caros si eso garantiza un mejor trato hacia los animales*”). Aunque estadísticamente su exclusión permitió una leve mejora en la consistencia interna, la decisión se fundamentó principalmente en su contenido: a diferencia de los ítems CBA1 y CBA2, que se centran directamente en la preocupación por el sufrimiento animal, CBA3 introduce la variable del precio (**Tabla 17**). Esta dimensión puede reflejar consideraciones prácticas o económicas más que una conciencia ética sobre el bienestar animal en sí, lo que podría afectar la validez del constructo al incorporar un matiz distinto no compartido por los demás ítems.

### **Tabla 17**

#### *Constructos con ítems eliminados tras análisis de validez convergente*

Constructo	Fuente y Preguntas
Conciencia de Bienestar Animal (CBA)	<i>Kopplin y Rausch (2021).</i>
CBA1	Es importante para mí que los animales no tengan que sufrir.
CBA2	No compro productos para los cuales los animales hayan tenido que sufrir.
<b>CBA3</b>	<b>Prefiero comprar alimentos más caros si eso garantiza un mejor trato hacia los animales.</b>

*Nota.* Elaboración propia.

Por otro lado, la validez discriminante fue evaluada mediante dos criterios: (1) que la raíz cuadrada del AVE de cada constructo sea mayor que sus correlaciones con otros constructos y (2) que las correlaciones entre factores latentes sean inferiores a 0,85 (Ahmad *et al.*, 2016). Tras verificar los resultados de la **Tabla 16** se verifica validez discriminante donde la raíz cuadrada del AVE de cada constructo supera las correlaciones con los demás.

Sin embargo, la correlación entre los constructos Intención de Compra y Actitud supera el umbral establecido con un valor de 0,851.

En el caso del constructo Intención de Compra (IC), se optó por eliminar el ítem IC5 (“*Recomendaría los alimentos plant-based a otras personas*”), basado en los resultados del análisis de fiabilidad inicial, el cual mostró que su exclusión no afectaba negativamente el coeficiente alfa de Cronbach. Además, desde una perspectiva conceptual, este ítem se desvía del foco principal del constructo, ya que alude a una acción dirigida hacia otros (recomendar), más que al comportamiento personal de compra, que es el núcleo de la intención medida por los otros ítems (**Tabla 18**).

### **Tabla 18**

#### *Constructos con ítems eliminados tras análisis de validez discriminante*

Constructo	Fuente y Preguntas
Intención de Compra (IC)	<i>Chen et al. (2024); Che Mustapa et al., (2024).</i>
IC1	Tengo la intención de consumir alimentos <i>plant-based</i> en un futuro cercano.
IC2	Es probable que consuma alimentos <i>plant-based</i> .
IC3	Estoy dispuesto/a a comprar alimentos <i>plant-based</i> en mis compras habituales.
IC4	Si tuviera suficiente tiempo, energía y recursos financieros, compraría alimentos <i>plant-based</i> .
<b>IC5</b>	<b>Recomendaría los alimentos <i>plant-based</i> a otras personas.</b>

*Nota.* Elaboración propia.

Tras la eliminación del ítem CBA3 del constructo Conciencia sobre el Bienestar Animal y del ítem IC5 del constructo Intención de Compra, los valores finales de fiabilidad compuesta (CR) y validez convergente (AVE) se presentan en la **Tabla 19**, mientras que los resultados de validez discriminante se detallan en la **Tabla 20**.

**Tabla 19**

*Indicadores de fiabilidad compuesta (CR) y validez convergente (AVE) de los constructos del modelo tras eliminación de CBA3 e IC5*

	CR	AVE
<b>CBA</b>	0,698	0,540
<b>GV</b>	0,890	0,731
<b>CS</b>	0,897	0,687
<b>CM</b>	0,850	0,657
<b>CCP</b>	0,847	0,528
<b>NS</b>	0,804	0,673
<b>CRE</b>	0,947	0,817
<b>SP</b>	0,812	0,593
<b>ACT</b>	0,919	0,740
<b>PIT</b>	0,839	0,636
<b>AS</b>	0,878	0,710
<b>IC</b>	0,934	0,781

*Nota.* Se considera aceptable una  $CR \geq 0,60$  y una  $AVE \geq 0,50$  para evidenciar una adecuada fiabilidad interna y validez convergente (Ahmad *et al.*, 2016)

**Tabla 20**

*Correlaciones entre constructos y raíz cuadrada de la AVE de cada constructo tras eliminación de CBA3 e IC5*

	CBA	GV	CS	CM	CCP	NS	CRE	SP	ACT	PIT	AS	IC
<b>CBA</b>	<b>0,735</b>											
<b>GV</b>	0,356 ***	<b>0,855</b>										
<b>CS</b>	0,162 *	0,051	<b>0,829</b>									
<b>CM</b>	0,604 ***	0,313 ***	0,243 ***	<b>0,810</b>								
<b>CCP</b>	0,332 ***	0,293 ***	0,227 ***	0,379 ***	<b>0,726</b>							
<b>NS</b>	0,179 *	0,150 *	0,168 *	0,231 ***	0,357 ***	<b>0,820</b>						

---

CRE	0,554 ***	0,322 ***	0,074	0,455 ***	0,633 ***	0,383 ***	<b>0,904</b>					
SP	0,503 ***	0,448 ***	0,168 *	0,474 ***	0,512 ***	0,340 ***	0,678 ***	<b>0,770</b>				
ACT	0,502 ***	0,510 ***	0,121 *	0,427 ***	0,524 ***	0,337 ***	0,729 ***	0,664 ***	<b>0,860</b>			
PIT	0,190 **	0,520 ***	0,139 *	0,235 ***	0,333 ***	0,139 *	0,286 ***	0,458 ***	0,365 ***	<b>0,798</b>		
AS	0,322 ***	0,291 ***	0,073	0,303 ***	0,412 ***	0,364 ***	0,559 ***	0,529 ***	0,652 ***	0,331 ***	<b>0,843</b>	
IC	0,513 ***	0,419 ***	0,09	0,434 ***	0,538 ***	0,346 ***	0,817 ***	0,632 ***	0,837 ***	0,276 ***	0,638 ***	<b>0,884</b>

---

*Nota.* Los valores diagonales en negrita representan la raíz cuadrada del AVE de cada constructo. Significancias de las correlaciones entre los constructos \*  $p < 0,05$ . \*\*  $p < 0,01$ . \*\*\*  $p < 0,001$ .

En la **Tabla 19** se puede observar que todos los constructos cumplen con los criterios establecidos para una adecuada fiabilidad compuesta ( $CR \geq 0,60$ ) y validez convergente ( $AVE \geq 0,50$ ), tras la eliminación de los ítems CBA3 e IC5. En particular, el constructo Conciencia sobre el Bienestar Animal (CBA) que tenía un AVE bajo el umbral, inicialmente presentaba una CR de 0,737 y una AVE de 0,484, mejoró sus índices a 0,698 y 0,540, respectivamente.

En cuanto a la validez discriminante, los resultados presentados en la **Tabla 20** también son satisfactorios, ya que todos los constructos mantienen correlaciones inferiores al umbral crítico de 0,85. Cabe destacar el caso del constructo Intención de Compra (IC), que inicialmente presentaba una correlación de 0,851 con el constructo Actitud hacia los productos *plant-based* (ACT), la cual se redujo a 0,837 tras los ajustes, fortaleciendo la validez discriminante entre ambos.

Finalmente, se evalúa la validez de los constructos, la cual se considera alcanzada cuando los índices de ajuste del modelo son adecuados (Ahmad *et al.*, 2016). Por ello, se procede a la verificación del ajuste del modelo según lo recomendado por Hair Jr. *et al.* (2019), se reportan y analizan los principales índices de ajuste:  $\chi^2$ ,  $\frac{\chi^2}{GL}$ , RMSEA, SRMR, CFI y TLI, cuyos valores se presentan a continuación en la **Tabla 21**.

**Tabla 21***Índices de ajuste del modelo de medición antes y después de modificaciones*

Índice de ajuste	Valor índice del modelo inicial	Valor índice del modelo final	Valor de comparación
$\chi^2$	1755,76 $p < 0,001$	1184,56 $p < 0,001$	Significativo (Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
$\frac{\chi^2}{GL}$	1,997	1,763	$\leq 3$ (Hooper <i>et al.</i> , 2008; Hu y Bentler, 1999; Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
RMSEA	0,056	0,049	$< 0,05$ (Hox y Bechger, 1999) $< 0,06$ (Hu y Bentler, 1999).
SRMR	0,0638	0,0467	$\leq 0,08$ (Hu y Bentler, 1999; Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
CFI	0,912	0,944	$\geq 0,90$ (Hu y Bentler, 1999) $\geq 0,92$ (Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
TLI	0,901	0,936	$\geq 0,90$ (Hox y Bechger, 1999; Hu y Bentler, 1999) $\geq 0,92$ (Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)

*Nota.* Elaboración propia. Se considera como modelo inicial al modelo posterior al análisis de fiabilidad inicial de alfa de Cronbach (**Apéndice 2**). Según Hair Jr. *et al.* (2019) en un estudio con  $N > 250$  y  $M \geq 30$ , siendo  $N$  el tamaño de la muestra y  $M$  el número de variables observadas, se esperan valores significativos para el  $p - value$ , CFI y TLI  $> 0,92$ .

El modelo de medición fue refinado progresivamente mediante el análisis de fiabilidad, validez convergente y discriminante, así como la incorporación justificada de correlaciones entre errores y la eliminación de ítems con bajo aporte estadístico. Estas modificaciones permitieron mejorar sustancialmente la calidad del modelo, lo que se refleja en los índices de ajuste obtenidos (**Tabla 21**). En comparación con el modelo inicial, el modelo final presenta una reducción significativa en el valor de chi-cuadrado ( $\chi^2$ ), una disminución del RMSEA (0,049), del SRMR (0,0467) y del ratio  $\frac{\chi^2}{GL}$  (1,763), además de un incremento en los índices de ajuste incremental como el CFI (0,944) y el TLI (0,936), todos dentro de los rangos recomendados por la literatura especializada (Hair Jr. *et al.*, 2019; Hu y Bentler, 1999). Estos resultados respaldan la validez y fiabilidad del modelo de medición propuesto, el cual demuestra ser estadística y conceptualmente robusto para la evaluación de los constructos incluidos. Con ello, se establece una base sólida para avanzar hacia la evaluación del modelo estructural.

### **6.3.2. Modelo Estructural**

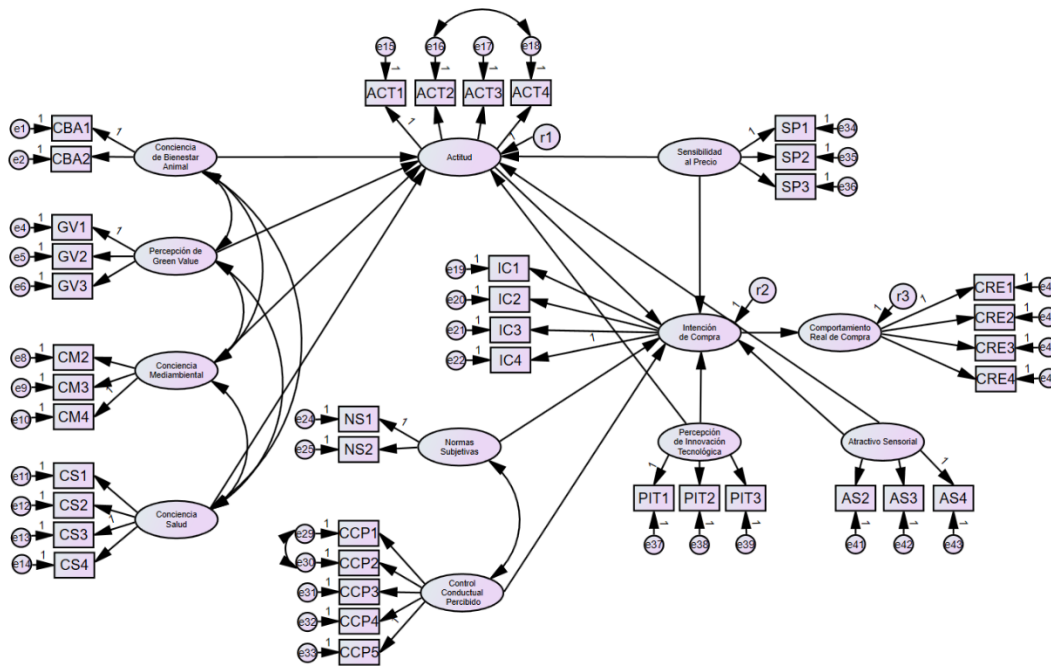
El presente capítulo detalla el proceso de construcción, estimación y evaluación del modelo estructural propuesto para comprender los factores que influyen en la intención de compra de productos alimenticios *plant-based* y su relación con el comportamiento real de compra. El análisis se llevó a cabo utilizando el software AMOS 26. Dada la evaluación de la distribución de los datos realizada en el capítulo **Análisis Exploratorio de Datos (EDA)**, no se logró la normalidad multivariada. Es por esto que se optó por el método de estimación de *bootstrapping* (con 5000 remuestras) para asegurar la robustez de los errores estándar y la validez de las pruebas de significancia de los parámetros (Kline, 2016; Byrne, 2010).

### 6.3.2.1. Especificación del Modelo Estructural.

La primera fase en el análisis de ecuaciones estructurales consiste en la especificación del modelo, que implica la traducción del marco teórico y las hipótesis a un diagrama de trayectorias o rutas. El modelo conceptual (**Figura 18**), se plasmó en un diagrama realizado en AMOS (**Figura 34**) que distingue entre variables latentes, variables observadas y las relaciones estructurales planteadas a partir de la teoría y la revisión de literatura.

**Figura 34**

*Modelo estructural propuesto representado en diagrama de rutas*



*Nota.* Elaboración propia. Modelo estructural propuesto realizado en AMOS.

El modelo especificado incluyó las siguientes variables latentes:

- **Variables Latentes Exógenas:** Conciencia de Bienestar Animal (CBA), Percepción de *Green Value* (GV), Conciencia Medioambiental (CM), Conciencia de Salud (CS), Normas Subjetivas (NS), Control Conductual Percibido (CCP), Innovación Tecnológica (IT), Atractivo Sensorial (AS), y Sensibilidad al Precio (SP).

- **Variables Latentes Endógenas:** Actitud (ACT), Intención de Compra (IC), y Comportamiento Real de Compra (CRE).

Cada variable latente fue operacionalizada a través de sus respectivos ítems observados, conforme al diseño del cuestionario. Por ejemplo, Actitud fue medida por ítems como ACT1, ACT2, ACT3, ACT4. Las relaciones hipotetizadas entre estas variables se representaron mediante flechas unidireccionales, indicando efectos directos, mientras que las covarianzas entre variables exógenas latentes se indicaron con flechas bidireccionales.

Se incluyeron, además, términos de error para cada variable observada y para cada variable latente endógena, representando la varianza no explicada por los predictores en el modelo.

#### **6.3.2.2. Identificación del Modelo**

La segunda fase en el análisis de ecuaciones estructurales consiste en asegurar la identificación del modelo, la cual se evalúa principalmente a través de los grados de libertad del modelo. Un modelo está correctamente identificado si posee grados de libertad positivos ( $GL > 0$ ), denominándose sobreidentificado. Esta condición es esencial, ya que permite estimar los parámetros y evaluar el ajuste del modelo a los datos (Cupani, 2012).

En el presente estudio, los grados de libertad del modelo fueron 717. Dado que este valor es positivo, se confirmó que el modelo está sobreidentificado, lo que permitió su análisis y evaluación estadística.

Además, se implementaron prácticas estándar para contribuir a la identificación, como la fijación de la escala de cada variable latente al fijar la carga factorial de uno de sus indicadores a 1.

### 6.3.2.3. Estimación del Modelo

La estimación se realizó ejecutando el modelo de la **Figura 34** en AMOS utilizando el método de máxima verosimilitud. Este procedimiento permite obtener los coeficientes de regresión y niveles de significancia para cada relación estructural propuesta. También se calcularon los coeficientes de determinación ( $R^2$ ) para evaluar la proporción de varianza explicada por los constructos dependientes (ACT, IC y CRE).

Se obtuvieron los coeficientes de regresión estandarizados ( $\beta$ ), los cuales reflejan la fuerza y dirección de las relaciones entre las variables latentes, permitiendo una comparación de la magnitud relativa de los efectos directos entre las distintas relaciones. Además, se obtienen los niveles de significancia (*p-values*) para cada relación estructural hipotetizada. El *p-value* representa la probabilidad de lograr un coeficiente de regresión de la magnitud obtenida en la muestra si la hipótesis nula, es decir, la ausencia de una relación fuera verdadera en la población. Con un nivel de significancia de  $\alpha = 0,05$ , se concluye que si el  $p \leq 0,05$ , se rechazaba la hipótesis nula ( $H_0$ ), considerando la relación propuesta como estadísticamente significativa lo que conlleva a aceptar la hipótesis alternativa ( $H_a$ ). Por el contrario,  $p > 0,05$  implicaba el no-rechazo de la hipótesis nula, indicando una falta de evidencia estadística suficiente para afirmar la existencia de una relación significativa al nivel de confianza establecido (Hair *et al.*, 2019).

Finalmente, para evaluar el poder explicativo del modelo, se calcularon los coeficientes de determinación ( $R^2$ ) para las variables endógenas Actitud (ACT), Intención de Compra (IC) y Comportamiento de Compra (CRE). Estos  $R^2$  indican la proporción de la varianza en cada variable dependiente que es explicada conjuntamente por sus respectivos constructos predictores en el modelo (Hair *et al.*, 2019).

**Tabla 22**

Efectos estandarizados directos de los constructos Actitud (ACT), Intención de Compra (IC) y Comportamiento Real de Compra (CRE)

Relación estructural	Coefficiente estandarizado ( $\beta$ )	$p$ - value	Significancia	Observación
CBA $\rightarrow$ ACT	0,197	0,019	Sí	Se rechaza $H_0$
GV $\rightarrow$ ACT	0,256	< 0,001	Sí	Se rechaza $H_0$
CM $\rightarrow$ ACT	0,039	0,577	No	No se rechaza $H_0$
CS $\rightarrow$ ACT	0,004	0,931	No	No se rechaza $H_0$
AS $\rightarrow$ ACT	0,478	< 0,001	Sí	Se rechaza $H_0$
SP $\rightarrow$ ACT	0,348	< 0,001	Sí	Se rechaza $H_0$
PIT $\rightarrow$ ACT	-0,019	0,737	No	No se rechaza $H_0$
ACT $\rightarrow$ IC	0,648	< 0,001	Sí	Se rechaza $H_0$
CCP $\rightarrow$ IC	0,167	0,010	Sí	Se rechaza $H_0$
AS $\rightarrow$ IC	0,151	0,016	Sí	Se rechaza $H_0$
SP $\rightarrow$ IC	0,143	0,048	Sí	Se rechaza $H_0$
PIT $\rightarrow$ IC	-0,095	0,066	Marginal*	No se rechaza $H_0$
NS $\rightarrow$ IC	0,029	0,582	No	No se rechaza $H_0$
IC $\rightarrow$ CRE	0,787	< 0,001	Sí	Se rechaza $H_0$

*Nota.* Coeficientes estandarizados obtenidos mediante máxima verosimilitud con *bootstrapping*. \*La relación PIT  $\rightarrow$  IC tiene una significancia marginal. Sin embargo, el coeficiente observado fue en sentido contrario al hipotetizado.

Los resultados de la **Tabla 22** muestran que la actitud hacia los productos *plant-based* (ACT) es explicada significativamente por cuatro factores: el atractivo sensorial (AS;  $\beta = 0,478, p < 0,001$ ), la sensibilidad al precio (SP;  $\beta = 0,348, p < 0,001$ ), la percepción de *green value* (GV;  $\beta = 0,256, p < 0,001$ ), la conciencia de bienestar animal (CBA;  $\beta = 0,197, p = 0,019$ ). En cambio, la percepción de innovación tecnológica (PIT), la conciencia medioambiental (CM) y la conciencia de salud (CS) no mostraron efectos significativos sobre la actitud ( $p > 0,05$ ), por lo que sus respectivas hipótesis fueron rechazadas.

Respecto a la intención de compra (IC), se observó un efecto directo positivo y significativo desde la actitud (ACT;  $\beta = 0,648, p < 0,001$ ). Además, AS ( $\beta = 0,151, p = 0,016$ ), SP ( $\beta = 0,143, p = 0,048$ ) y CCP ( $\beta = 0,167, p = 0,010$ ) también inciden de forma directa en la intención de compra. Por su parte, la percepción de innovación tecnológica (PIT) presentó un efecto negativo y marginalmente significativo sobre la intención de compra ( $\beta = -0,095, p = 0,066$ ), en sentido contrario al propuesto, lo que llevó a rechazar la hipótesis asociada. La variable normas subjetivas (NS) no mostró significancia estadística ( $p = 0,596$ ).

Finalmente, se encontró un efecto directo positivo y altamente significativo de la intención de compra sobre el comportamiento real de compra (CRE) ( $\beta = 0,787, p < 0,001$ ), confirmando la relación esperada entre ambas variables.

A continuación, en la **Tabla 23** se presentan los coeficientes de determinación ( $R^2$ ) de las variables endógenas.

**Tabla 23**

*Coefficiente de determinación de variables endógenas*

Variable endógena	$R^2$
ACT	0,508
IC	0,665
CRE	0,620

*Nota.* Elaboración propia.

El modelo explica un 50,8% de la varianza de la actitud (ACT), un 66,5% de la intención de compra (IC), y un 62,0% del comportamiento real de compra (CRE), lo cual evidencia un nivel de explicación moderado a alto.

#### 6.3.2.4. Evaluación del Modelo

La evaluación del ajuste de un modelo tiene como objetivo determinar en qué medida los datos respaldan el modelo teórico propuesto. A continuación, en la **Tabla 24** se presentan los estadísticos asociados al análisis de bondad de ajuste por tipo:

**Tabla 24**

*Índices de ajuste del modelo estructural propuesto*

Tipo de Ajuste	Índice de ajuste	Valor índice del modelo estructural	Valor de comparación
Ajuste Global	$\chi^2$	1692,057 $p < 0,001$	Significativo (Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
	$\frac{\chi^2}{GL}$	2,360	$\leq 3$ (Hooper <i>et al.</i> , 2008; Hu y Bentler, 1999; Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
	RMSEA	0,065	$< 0,05$ (Hox y Bechger, 1999) $< 0,06$ (Hu y Bentler, 1999).
	SRMR	0,1956	$\leq 0,08$ (Hu y Bentler, 1999; Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
Ajuste Incremental	CFI	0,894	$\geq 0,90$ (Hu y Bentler, 1999) $\geq 0,92$ (Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
	TLI	0,885	$\geq 0,90$ (Hox y Bechger, 1999; Hu y Bentler, 1999) $\geq 0,92$ (Hair Jr. <i>et al.</i> , 2019)
Ajuste de Parsimonia	PNFI	0,764	$\geq 0,50$ (Byrne, 2010) $\geq 0,80$ (Hu y Bentler, 1999)

*Nota.* Elaboración propia. Según Hair Jr. *et al.* (2019) en un estudio con  $N > 250$  y  $M \geq 30$ , siendo  $N$  el tamaño de la muestra y  $M$  el número de variables observadas, se esperan valores significativos para el  $p$ -value, CFI y TLI  $> 0,92$ .

En primer lugar, el estadístico chi-cuadrado fue significativo ( $\chi^2 = 1692,057; p < 0,001$ ), lo cual es común en muestras grandes debido a la sensibilidad del test. No obstante, el cociente  $\frac{\chi^2}{GL}$  fue de 2,360, dentro del rango aceptable, lo que sugiere un ajuste adecuado del modelo.

Respecto a los índices de error, el RMSEA fue de 0,065, valor levemente superior al umbral de 0,06 propuesto por Hu y Bentler (1999), pero aún dentro de lo considerado aceptable. En contraste, el SRMR presentó un valor de 0,1956, considerablemente por sobre el límite recomendado.

En cuanto a los índices incrementales, tanto el CFI (0,894) como el TLI (0,885) se situaron ligeramente por debajo de los puntos de corte establecidos. No obstante, su cercanía a dichos valores puede considerarse aceptable si se interpreta en conjunto con otros indicadores.

Finalmente, el índice de parsimonia (PNFI) alcanzó un valor de 0,764, superando el mínimo sugerido para este tipo de índices, aunque sin alcanzar los niveles más exigentes. Este resultado, sumado al resto de los índices, sugiere que el modelo logra un equilibrio razonable entre ajuste y complejidad.

En conjunto, los resultados permiten concluir que el modelo estructural presenta un ajuste general aceptable.

### 6.3.2.5. Mediaciones

El análisis de mediación en el modelo estructural fue realizado para examinar el rol de la Actitud (ACT) como variable mediadora en las relaciones entre el Atractivo Sensorial (AS), la Percepción de Innovación Tecnológica (PIT), la Sensibilidad al Precio (SP) y la Intención de Compra (IC). En la **Tabla 25** se presentan los resultados:

**Tabla 25**

*Resumen de análisis de mediación en el modelo estructural*

Ruta	Efecto Directo	Efecto Indirecto	Intervalo de Confianza		<i>p-value</i>	Conclusión
			Límite Inferior	Límite Superior		
AS→ACT→IC	0,151 (0,016)	0,310	0,147	0,293	< 0,001	Mediación parcial complementaria
PIT→ACT→IC	-0,095 (0,066)	-0,013	-0,084	0,064	0,737	No hay mediación
SP→ACT→ACT	0,143 (0,048)	0,225	0,102	0,286	< 0,001	Mediación parcial complementaria

*Nota.* Elaboración propia.

En la relación entre el Atractivo Sensorial y la Intención de Compra mediada por la Actitud (AS → ACT → IC), se observó un efecto directo significativo de AS sobre IC ( $\beta = 0,151$ ;  $p < 0,05$ ). Adicionalmente, el efecto indirecto a través de ACT fue altamente significativo ( $\beta = 0,310$ ;  $p < 0,001$ ), con un intervalo de confianza del 95% que no contenía el cero [0,147; 0,293]. Estos hallazgos indican una mediación parcial complementaria, sugiriendo que la Actitud actúa como un mecanismo a través del cual el Atractivo Sensorial influye en la Intención de Compra, aunque el efecto directo también es relevante.

Para la relación entre la Percepción de Innovación Tecnológica y la Intención de Compra mediada por la Actitud (PIT → ACT → IC), el efecto directo de PIT sobre IC ( $\beta =$

–0,095;  $p = 0,066$ ) no alcanzó significancia estadística. De manera similar, el efecto indirecto a través de ACT ( $\beta = -0,013$ ;  $p = 0,737$ ) no fue significativo, ya que su intervalo de confianza del 95%  $[-0,084; 0,064]$  incluyó el cero. Por lo tanto, no se encontró evidencia de mediación de la Actitud en esta relación.

Finalmente, al examinar la mediación de la Actitud en la relación entre la Sensibilidad al Precio y la Intención de Compra (SP  $\rightarrow$  ACT  $\rightarrow$  IC), se identificó un efecto directo significativo de SP sobre IC ( $\beta = 0,143$ ;  $p < 0,05$ ). El efecto indirecto mediado por la Actitud fue altamente significativo ( $\beta = 0,225$ ;  $p < 0,001$ ), con un intervalo de confianza del 95% que no contenía el cero  $[0,102; 0,286]$ . Estos resultados demuestran una mediación parcial complementaria, indicando que la Actitud es un factor que contribuye a la influencia de la Sensibilidad al Precio en la Intención de Compra, además de su efecto directo.

### **6.3.3. *Percepción sobre la Regulación de Etiquetado de Productos Plant-Based en Chile***

Con el fin de analizar el impacto de la posible nueva regulación para productos *plant based* se realizaron 5 preguntas asociadas al etiquetado asociado. Los resultados obtenidos se presentan en el **Apéndice 5**. A continuación, se expone el análisis detallado de las preguntas realizadas.

**Uso de términos como “carne vegetal” o “leche vegetal”.** La mayoría de los participantes (74,4%) considera que estos términos no inducen a error, lo que sugiere una familiarización del consumidor con este tipo de productos. Solo un 21,4% manifestó creer que podrían generar confusión. Este hallazgo cuestiona la necesidad de una regulación estricta en cuanto a la denominación, dado que el lenguaje actual parece ser entendido correctamente por la mayoría.

**Necesidad de Etiquetado “PRODUCTO VEGETAL SINTÉTICO”.** Respecto a esta pregunta, las opiniones están divididas: un 47,8% considera necesario dicho etiquetado, mientras que un 46,2% no lo considera así. Esta polarización evidencia que el tema es controversial y que una implementación apresurada podría generar rechazo o desinformación. Es posible que quienes apoyan el etiquetado adicional lo hagan en función del derecho a la información, mientras que quienes se oponen temen una connotación negativa del término “sintético”.

**Influencia del Etiquetado en la Percepción de los Productos.** Un 58,8% de los encuestados considera que el uso obligatorio de un etiquetado como “PRODUCTO VEGETAL SINTÉTICO” afectaría su percepción sobre la calidad o seguridad de estos productos. Esto refleja que el lenguaje utilizado en el etiquetado no es neutro, y puede influir en el juicio del consumidor. De esta forma, aunque el etiquetado busque informar, puede también generar percepciones erróneas o asociarse con riesgos que no existen en la realidad del producto. Relacionado con lo anterior, un 54,5% de las personas cree que un etiquetado adicional podría afectar negativamente la percepción general sobre los productos *plant-based*.

**Prioridades Regulatorias.** Finalmente, un 80,5% de los encuestados considera que la regulación debería enfocarse en aspectos como la sostenibilidad o el impacto ambiental de estos productos, por encima de la discusión sobre su etiquetado o denominación. Este dato sugiere un cambio en las prioridades del consumidor actual, más inclinado hacia valores ecológicos y éticos que hacia debates semánticos.

#### 6.4. Perfiles de Consumidores

Una vez validado el modelo SEM, se utilizaron las puntuaciones estimadas de los factores latentes (*factor scores*) como insumo para el análisis de clúster. Estas puntuaciones fueron generadas mediante la opción de imputación de datos en AMOS, la cual estima combinaciones ponderadas de los ítems asociados a cada constructo, considerando tanto las cargas factoriales como los errores de medición. Así, se obtuvo una variable continua por cada constructo, que representa el posicionamiento individual de cada participante respecto a dicho factor. El paso posterior realizado corresponde a la estandarización de los valores de la imputación para pasar al agrupamiento híbrido.

Para el análisis de clúster se empleó un enfoque híbrido, combinando métodos jerárquicos y no jerárquicos. En una primera etapa, se aplicó el algoritmo jerárquico de Ward para explorar la estructura de los datos y determinar el número óptimo de clústeres. Posteriormente, se utilizó el método *k-means*, estableciendo como número de clústeres el valor obtenido en la etapa anterior. Esta estrategia permite aprovechar las ventajas del método jerárquico para la identificación inicial de grupos y del método no jerárquico para refinar la asignación de casos y mejorar la estabilidad de la solución.

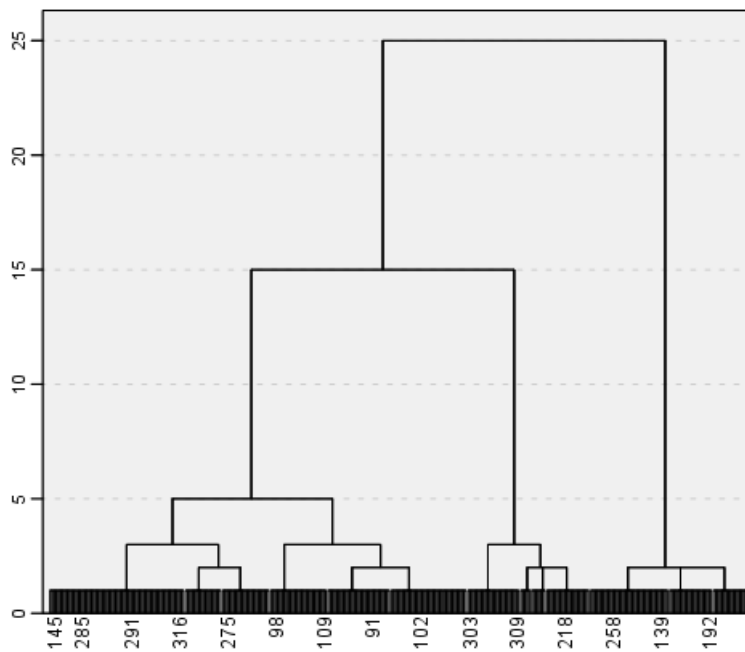
Se consideraron ocho variables latentes derivadas del modelo SEM: atractivo sensorial, percepción de innovación tecnológica, percepción de *green value*, conciencia de bienestar animal, sensibilidad al precio, control conductual percibido, actitud e intención de compra. Estas variables incluyen los factores intrínsecos y extrínsecos que influyen en la intención de productos *plant-based*, considerando aquellos que resultaron tener relaciones significativas entre factores en el modelo SEM.

En primer lugar, se ejecutó el Método Ward en SPSS. A partir de esto, se obtiene el dendrograma, donde se busca un punto de corte que represente un cambio abrupto en la distancia o disimilitud entre los clústeres fusionados. Dichos “saltos” sugieren que se están uniendo grupos poco similares, por lo que el número de clústeres previo a esa fusión sería el más representativo de la estructura de los datos (Hair *et al.*, 2019). En la

**Figura 35** se presentan los resultados de la ejecución de este método en SPSS:

**Figura 35**

*Dendrograma de agrupamiento jerárquico utilizando el método de Ward*



*Nota. Output de SPSS.*

Tras analizar los resultados obtenidos, es posible notar la distinción de 3 grandes grupos, uno considerablemente más grande y otros dos de similar tamaño. Un análisis más detallado de la estructura del dendrograma revela la posibilidad de un clúster “puente” o intermedio. Este concepto refiere a un grupo de casos que, si bien se integra en uno de los clústeres principales en las últimas etapas de fusión, exhibe características o un patrón de conexión con otros grupos que lo posiciona en una zona de transición. Este clúster no sería

una entidad completamente independiente, sino más bien un subconjunto dentro de un clúster mayor que podría compartir afinidades con elementos de otro clúster principal, o representar un estado intermedio que justifica su identificación separada para un análisis más profundo. Es así como se decide investigar la conformación de 3 clústeres. En primer lugar, se determinan los clústeres con el método *k-means* y posteriormente, se confirma con el análisis *TwoSteps* de SPSS.

#### 6.4.1. Resultados *k-means*

Con el objetivo de identificar perfiles diferenciados dentro de la muestra, se aplicó un análisis de clúster mediante el algoritmo *k-means* en SPSS. A continuación, se presentan los resultados obtenidos con este método.

Como se observa en la **Tabla 26**, el proceso de iteración presentó una pequeña inestabilidad en los clústeres 1 y 2. No obstante, estas fluctuaciones disminuyeron de forma progresiva a lo largo de las iteraciones, indicando un proceso de estabilización del modelo. Para la novena iteración, se alcanzó la convergencia, ya que no se registraron cambios en los centros de los clústeres, cumpliendo así el criterio de parada del algoritmo.

**Tabla 26**

*Variación en la asignación de casos por iteración en k-means*

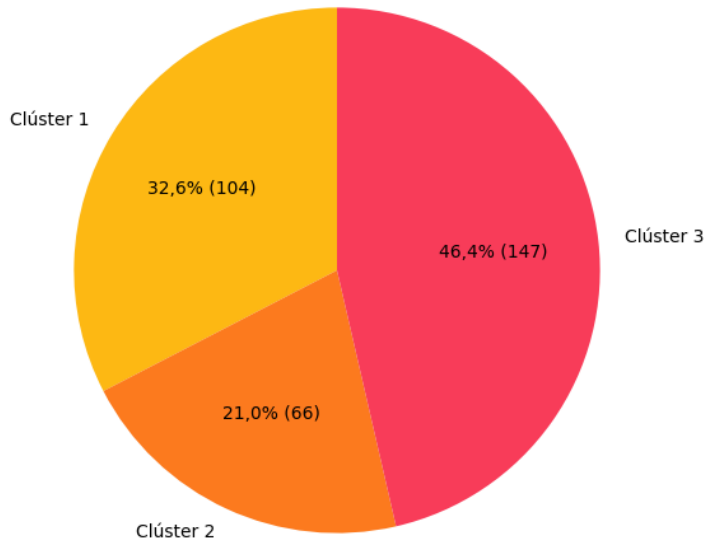
N° Iteración	Clústeres		
	1	2	3
1	2,270	3,066	2,705
2	0,611	0,515	0,394
3	0,342	0,074	0,259
4	0,140	0,054	0,109
5	0,091	0,048	0,078
6	0,029	0,041	0,032
7	0,040	0,030	0,031
8	0,000	0,045	0,020
9	0,000	0,000	0,000

*Nota. Output de SPSS.*

Esta inestabilidad podría explicarse, en parte, por el tamaño reducido del clúster 2, que representa solo el 21,0% de la muestra, en contraste con el 32,6% del clúster 1 y el 46,4% del clúster 3, tal como se representa en la **Figura 36**.

**Figura 36**

*Distribución de personas por clúster, generado con método k-means en SPSS.*



*Nota.* Elaboración propia.

Para profundizar en la interpretación de estos segmentos, se analizaron los centroides de cada clúster, los cuales se presentan en la **Tabla 27**.

**Tabla 27**

*Centroides o medias finales de clústeres normalizados*

Variables	Centroides Clústeres			ANOVA	
	1	2	3	F	Sign.
Zscore(AS)	0,71	-1,21	0,05	143,766	< 0,001
Zscore(PIT)	0,55	-0,91	0,03	60,298	< 0,001
Zscore(GV)	0,73	-0,91	-0,10	87,510	< 0,001
Zscore(CBA)	0,97	-0,82	-0,31	155,675	< 0,001
Zscore(SP)	0,88	-1,25	-0,05	221,638	< 0,001
Zscore(CCP)	0,80	-0,96	-0,13	111,081	< 0,001
Zscore(ACT)	1,02	-1,26	-0,15	342,060	< 0,001
Zscore(IC)	1,00	-1,26	-0,13	314,979	< 0,001

*Nota.* Output de SPSS

Este análisis permitió observar diferencias sustantivas entre los grupos en relación con las variables utilizadas. Por ejemplo, se puede verificar que los valores en variables como actitud (ACT), intención de compra (IC), conciencia de bienestar animal (CBA) y sensibilidad al precio (SP) son considerablemente más altos en el clúster 1, lo que sugiere un perfil marcadamente más favorable hacia los productos *plant-based*. Por el contrario, el clúster 2 presenta puntajes consistentemente bajos en todas las variables, reflejando una menor disposición hacia este tipo de consumo. El clúster 3, en tanto, muestra valores cercanos a cero en la mayoría de las dimensiones, lo que sugiere un perfil más neutro. Estas diferencias fueron respaldadas por los resultados del análisis ANOVA, el cual valida estadísticamente que los centroides de los clústeres difieren de manera significativa en cada una de las dimensiones consideradas ( $p < 0,001$  en todos los casos). Por otro lado, según los valores del estadístico  $F$  podemos notar que las variables principales para la segmentación fueron IC, ACT y SP.

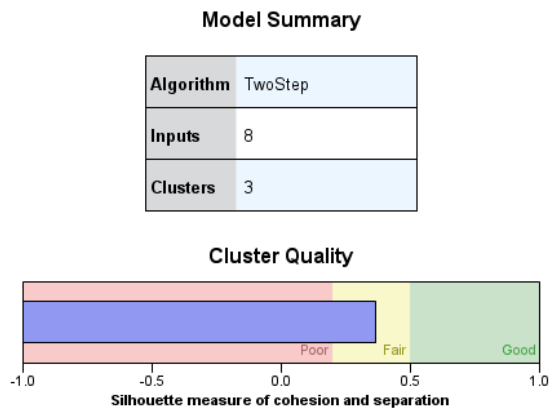
#### **6.4.2. Resultados TwoStep**

Con el objetivo de validar la estructura de segmentación obtenida mediante el análisis híbrido previo, se aplicó el método de clúster bietápico (*TwoStep*) en SPSS, utilizando como insumo las mismas ocho variables continuas previamente consideradas. Este enfoque confirmatorio permite evaluar si, de manera independiente, el algoritmo identifica el número de clústeres propuesto inicialmente, además de proporcionar indicadores adicionales que refuerzan la robustez y consistencia de la solución encontrada. Así, el análisis bietápico no solo complementa la interpretación de los perfiles segmentados, sino que también actúa como una herramienta de validación de los resultados obtenidos mediante *k-means*.

En la **Figura 37**, se muestra el resumen del modelo obtenido. El modelo *TwoStep* que identifica de forma automática el número de clústeres determinó que el óptimo es 3. Además, este modelo se construyó utilizando el criterio bayesiano de Schwarz (BIC) como medida de calidad del agrupamiento, esta segmentación fue evaluada en función de la cohesión y separación de los grupos, mostrando una calidad de agrupamiento aceptable, con un valor de 0,4, según el criterio de silueta.

**Figura 37**

*Resultados de análisis de clúster bietápico considerando 8 variables continuas*



*Nota. Output de SPSS.*

Por otro lado, la **Figura 38** muestra un resumen con las medias normalizadas de cada clúster, su tamaño relativo dentro de la muestra y el nivel de importancia de cada variable para la formación de los grupos.

### Figura 38

#### Resumen de las medias de los clústeres, su tamaño y nivel de importancia

Input (Predictor) Importance  
■ 1.0 ■ 0.8 ■ 0.6 ■ 0.4 ■ 0.2 ■ 0.0

Cluster	2	1	3
Label			
Description			
Size	46.7% (149)	31.0% (99)	22.3% (71)
Inputs	Zscore(ACT) -0.11	Zscore(ACT) 1.05	Zscore(ACT) -1.23
	Zscore(I(C)) -0.08	Zscore(I(C)) 1.01	Zscore(I(C)) -1.23
	Zscore(SF) -0.02	Zscore(SF) 0.91	Zscore(SF) -1.23
	Zscore(AS) 0.06	Zscore(AS) 0.73	Zscore(AS) -1.15
	Zscore(CBA) -0.26	Zscore(CBA) 0.96	Zscore(CBA) -0.79
	Zscore(CCP) -0.09	Zscore(CCP) 0.82	Zscore(CCP) -0.96
	Zscore(GV) -0.10	Zscore(GV) 0.80	Zscore(GV) -0.91
	Zscore(PIT) 0.03	Zscore(PIT) 0.57	Zscore(PIT) -0.87

Nota. Output de SPSS.

A partir de esta información, se puede observar que las variables más importantes para la segmentación tienen el mismo orden que en el modelo de *k-means*. En cuanto al tamaño de los clústeres, que la distribución fue un tanto más equilibrada que la de *k-means*. Además, se observa de forma muy clara un grupo extremo positivo, uno neutral y otro negativo. Uno de los clústeres presenta altos puntajes en todas las variables. Otro grupo muestra valores intermedios o mixtos, lo que podría interpretarse como un segmento neutro. Por último, el tercer clúster concentra puntajes bajos en la mayoría de las dimensiones, lo cual refleja una postura más distante o menos favorable frente a esta categoría de productos.

En conjunto, los resultados del análisis *TwoStep* refuerzan los hallazgos obtenidos con *k-means*, incluso los tamaños de clúster, variables más importantes para la segmentación y sus respectivas medias son muy similares y permiten identificar 3 patrones diferenciados dentro de la muestra.

### 6.4.3. Selección del Modelo de Clústeres

Se determina que ambos métodos *k-means* y bietápico (*TwoStep*) convergen en los resultados obtenidos: en el número de clústeres identificados (3), variables más importantes para la segmentación, en la distribución de tamaños y en los patrones generales de medias. Esta consistencia metodológica refuerza la validez de la segmentación propuesta. Además, ambos métodos pueden considerarse robustos; *k-means*, si bien sensible a la inicialización y a valores atípicos, presentó un proceso relativamente estable de iteraciones y una segmentación claramente diferenciada. Por su parte, *TwoStep* es una técnica eficaz y flexible para trabajar con variables continuas, validando la solución previa y proporcionando indicadores adicionales de calidad del agrupamiento, como el índice de silueta (0,4), el cual se encuentra dentro de un rango aceptable. Sin embargo, al comparar ambas soluciones, el modelo bietápico mostró una mayor diferenciación entre los perfiles extremos, así como una representación más clara del grupo neutro, cuyos valores se aproximan de forma más consistente a cero en todas las dimensiones analizadas. Esta mayor nitidez en la separación de los segmentos contribuye a una interpretación más precisa y coherente.

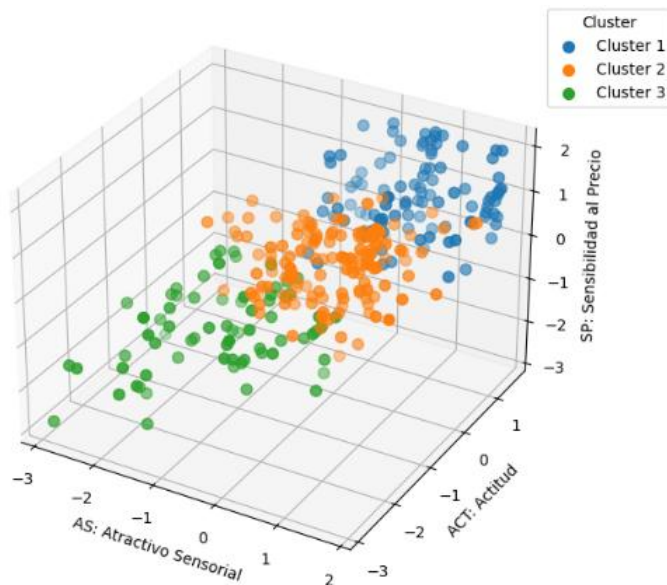
Por estas razones, se selecciona el modelo de clústeres bietápico para el análisis e interpretación final, sin desestimar el valor del modelo *k-means*, que actúa como punto de partida en la construcción y validación de la estructura de segmentación.

#### 6.4.4. Descripción de Perfiles de Consumidores

Se obtuvieron 3 clúster claramente diferenciables en cuanto a sus medias, como se observa en la **Figura 38**. Se tiene que la actitud, la intención de compra, la sensibilidad al precio y el atractivo sensorial son las principales variables sobre las cuales se realiza la separación. Para hacer una revisión visual de esto, se realiza el gráfico de la **Figura 39**, donde se grafican tres de estas variables clave, excluyendo la intención de compra. En ella se observa una separación clara entre los tres clústeres: el grupo 1 concentra a quienes presentan valores altamente positivos en las tres dimensiones; el grupo 2 mantiene niveles intermedios; mientras que el grupo 3 se sitúa en niveles negativos, especialmente en actitud y sensibilidad al precio.

#### **Figura 39**

*Distribución tridimensional de los consumidores según actitud, sensibilidad al precio y atractivo sensorial por clúster*



*Nota.* Elaboración propia. Resultados del modelo *TwoStep*.

A continuación, se describen los perfiles obtenidos del modelo de clúster, en base a las medias obtenidas en sus variables presentadas en la **Figura 38**:

#### **6.4.4.1. Clúster 1 – “Conscientes Comprometidos”**

Este grupo representa al 31,0% de la muestra (99 personas) y se caracteriza por presentar puntuaciones elevadas en todas las dimensiones. En particular, destacan por una actitud e intención de compra altamente favorables, baja sensibilidad al precio (lo que se traduce en menor resistencia ante precios elevados) y una fuerte valoración del atractivo sensorial de los productos *plant-based*. Además, manifiestan altos niveles de conciencia sobre el bienestar animal y una percepción positiva del valor ecológico y tecnológico de estos productos. Este perfil refleja a consumidores convencidos, cuya disposición favorable hacia estos productos se fundamenta en motivaciones éticas, medioambientales y sensoriales.

#### **6.4.4.2. Clúster 2 – “Pragmáticos Neutrales”**

El clúster 2 concentra la mayor proporción de la muestra con un 46,7% de la muestra con 149 personas. Se caracteriza por puntuaciones cercanas a la neutralidad, con valores ligeramente negativos en actitud, intención de compra y sensibilidad al precio. En contraste, presentan leves valoraciones positivas en atractivo sensorial y percepción de innovación tecnológica. Sin embargo, no evidencian un compromiso ético o ambiental significativo (valores cercanos a cero en conciencia de bienestar animal y *green value*). Este perfil sugiere una postura práctica o indiferente hacia los productos *plant-based*, con una posible apertura condicionada a factores como precio, conveniencia o atractivo sensorial.

#### **6.4.4.3. Clúster 3 – “Resistentes o Detractores”**

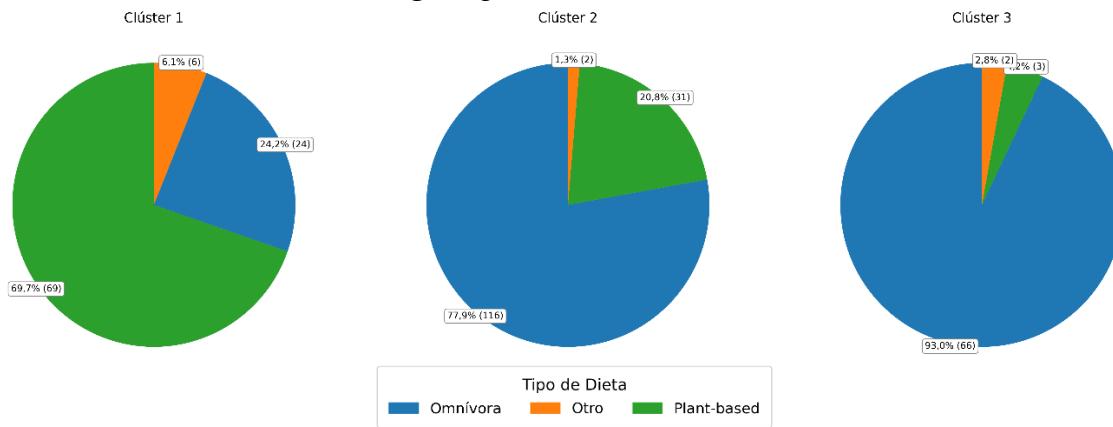
Por último, el clúster 3 representa un 22,3% de la muestra, correspondientes a 71 personas. Se caracterizan por puntuaciones negativas en todas las variables, este grupo representa a los consumidores menos receptivos al consumo de productos *plant-based*. Su actitud e intención de compra es desfavorable, perciben poco valor sensorial o tecnológico,

muestran sensibilidad al precio y un bajo nivel de conciencia de bienestar animal y baja valoración del *green value* de estos productos. Constituyen el segmento más escéptico o conservador.

Por otro lado, además de las diferencias actitudinales observadas en el análisis de clúster, se exploraron variables sociodemográficas y de conducta relevantes para caracterizar de forma más integral a los perfiles identificados. A continuación, se presenta las **Figura 40** a **Figura 43** con dichos datos y posteriormente se detallan los patrones emergentes en función del tipo de dieta, la experiencia previa con productos *plant-based*, el género y la edad.

**Figura 40**

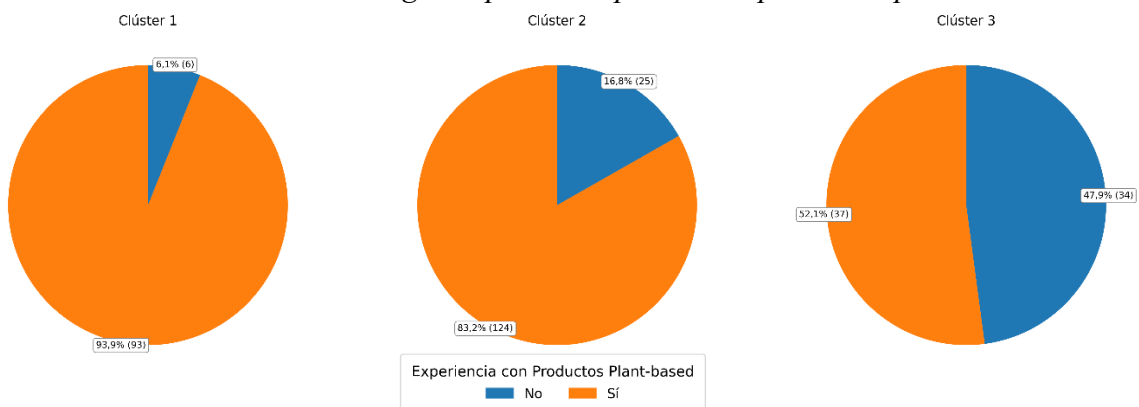
*Distribución de los clústeres según tipo de dieta declarada*



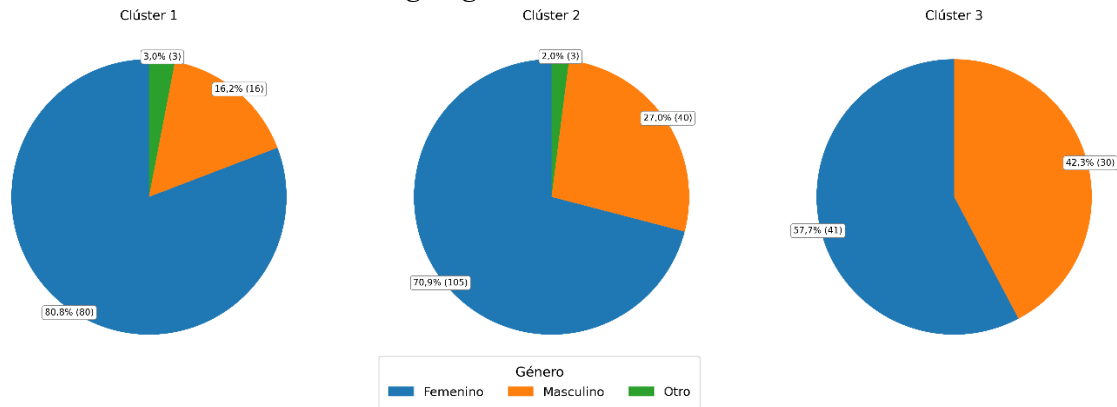
Nota. Elaboración propia.

**Figura 41**

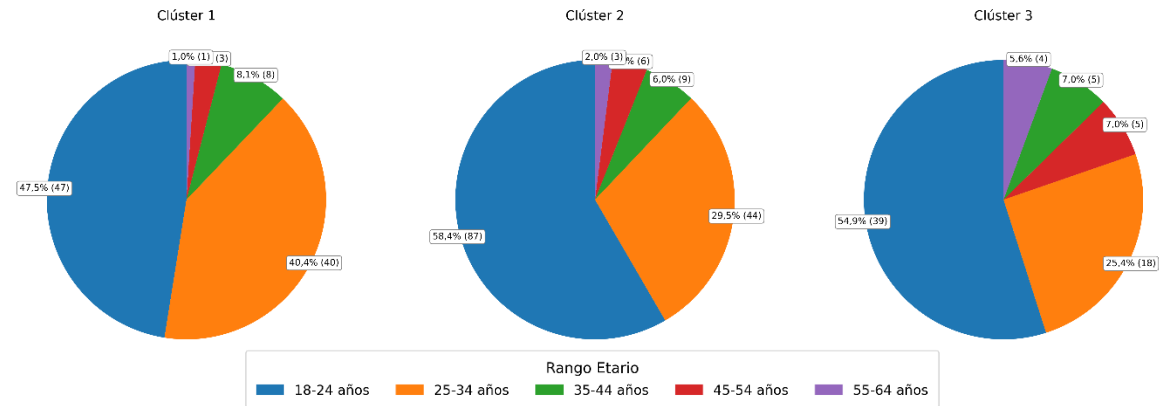
*Distribución de los clústeres según experiencia previa con productos plant-based*



Nota. Elaboración propia.

**Figura 42***Distribución de los clústeres según género*

Nota. Elaboración propia.

**Figura 43***Distribución de los clústeres según rango etario*

Nota. Elaboración propia.

La **Figura 40** muestra la distribución del tipo de dieta declarada por los participantes en cada clúster. Se observa que el clúster 1 (“Conscientes comprometidos”) presenta una mayor proporción de personas que se identifican con dietas *plant-based*, mientras que en el clúster 3 (“Resistentes o detractores”) predominan quienes siguen dietas omnívoras tradicionales. El clúster 2 (“Pragmáticos neutrales”) presenta una distribución intermedia, aunque inclinada también hacia la dieta omnívora. Este patrón sugiere una asociación entre el tipo de alimentación actual y la actitud hacia los productos *plant-based*.

En cuanto a la experiencia previa con productos *plant-based* (**Figura 41**), se evidencia que el clúster 1 contiene la mayor proporción de personas con experiencia previa en el consumo de estos productos, seguido del clúster 2, mientras que el clúster 3 tiene una alta proporción de personas que no tienen experiencia previa con estos productos. Esta diferencia resulta coherente con los perfiles definidos, ya que el contacto previo con productos *plant-based* podría facilitar una actitud más favorable, mientras que la falta de experiencia se puede asociar a mayor resistencia.

Respecto al género (**Figura 42**), se observa una mayor proporción de mujeres en el clúster 1 y 2, mientras que el clúster 3 presenta la mayor proporción de hombres en comparación con los otros dos clústeres.

En términos de edad (**Figura 43**), el Clúster 2 se presenta como el grupo demográfico más joven, destacando por su alta concentración de personas entre los 18 y 24 años. Por otro lado, el Clúster 1 también es predominantemente joven, pero se diferencia por mostrar una distribución de edades más equitativa entre los rangos de 18-24 y 25-34 años. Finalmente, el Clúster 3, a pesar de tener una mayoría de jóvenes, se distingue por exhibir una población más diversa en términos de edad, con un porcentaje de representación más significativa de personas mayores de 35 años.

## 7. Conclusiones

El presente estudio se propuso como objetivo general investigar la percepción y el comportamiento del consumidor en relación con el consumo de productos alimenticios *plant-based* en Chile, a través de la aplicación de un modelo de ecuaciones estructurales (SEM) que integra la Teoría Valor-Actitud-Comportamiento (VAB) y la Teoría del Comportamiento Planeado (TPB). La metodología empleada fue de diseño cuantitativo, transversal y explicativo, y se basó en una encuesta en línea administrada a 422 residentes chilenos de los cuales 319 fueron respuestas válidas, estos datos fueron robustecidos mediante el método de *bootstrapping* ante la falta de normalidad multivariada de la muestra.

Los hallazgos de esta investigación permitieron abordar de manera integral los objetivos específicos planteados:

### 7.1. Factores que Influyen en el Consumo de Productos *Plant-Based* y Atributos que Generan Mayor Percepción de Valor

Se confirmó que la actitud hacia los productos *plant-based* fue el factor más determinante en la intención de compra ( $\beta = 0,648$ ;  $p < 0,001$ ). A su vez, la actitud se ve significativamente moldeada por el atractivo sensorial ( $\beta = 0,478$ ;  $p < 0,001$ ), la sensibilidad al precio ( $\beta = 0,348$ ;  $p < 0,001$ ), la percepción de *green value* ( $\beta = 0,256$ ;  $p < 0,001$ ), y la conciencia de bienestar animal ( $\beta = 0,197$ ;  $p = 0,019$ ). Estos resultados subrayan que las motivaciones éticas y ambientales, junto con consideraciones prácticas como el sabor y el costo, son relevantes en la formación de actitudes favorables. Por el contrario, resulta notable que la conciencia medioambiental y la conciencia de salud, no mostraron un efecto significativo sobre la actitud en la muestra ( $p > 0,05$ ).

Además de la actitud, la intención de compra también recibió influencia directa del control conductual percibido ( $\beta = 0,167$ ;  $p = 0,010$ ), el atractivo sensorial ( $\beta = 0,151$ ;  $p = 0,016$ ), y la sensibilidad al precio ( $\beta = 0,143$ ;  $p = 0,048$ ). Esto sugiere que la facilidad de acceso, la experiencia de sabor y el factor económico son fundamentales para que la intención de compra se materialice en el contexto estudiado.

El análisis de mediación profundiza en las relaciones mencionadas anteriormente, indicando que la actitud actúa como un mediador parcial y complementario en las relaciones entre el atractivo sensorial y la intención de compra, y entre la sensibilidad al precio y la intención de compra. Esto significa que, si bien el sabor, el aroma y la percepción de un precio justificado impactan directamente la intención, una actitud positiva refuerza aún más esta relación, consolidándolos como atributos clave que generan una mayor percepción de valor.

Además, la percepción de innovación tecnológica arrojó un efecto negativo y marginalmente significativo en la intención de compra ( $\beta = -0,095$ ;  $p = 0,066$ ). Este hallazgo, aunque no firmemente causal, sugiere una posible tendencia de escepticismo o rechazo en los consumidores hacia una imagen altamente tecnológica.

A su vez, la intención de compra influye de forma positiva y altamente significativa en el comportamiento real de compra ( $\beta = 0,787$ ;  $p < 0,001$ ), lo cual, valida la conexión entre intención y comportamiento, abordando la brecha mencionada en la literatura.

El modelo demostró un poder explicativo de moderado a alto, explicando un 50,8% de la varianza en la actitud, un 66,5% en la intención de compra, y un 62,0% en el comportamiento real de compra. Los índices de ajuste del modelo estructural fueron generalmente aceptables, lo que valida los resultados y las relaciones mencionadas.

## 7.2. Percepción sobre el Uso de Tecnologías Avanzadas

La relación entre la percepción de innovación tecnológica (PIT) y la intención de compra (IC) arrojó un coeficiente  $\beta = -0,095$  con un valor de significancia de  $p = 0,066$ . Este nivel de significancia marginal no permite afirmar una relación causal firme entre ambas variables, pero sí podría sugerir una tendencia leve: a medida que aumenta la percepción de innovación tecnológica, la intención de compra podría mostrar un efecto negativo muy ligero. Es decir, aunque no es estadísticamente concluyente, existe un indicio de que una mayor innovación tecnológica percibida no necesariamente se traduce en mayor intención de compra y, en algunos casos, podría generar escepticismo o rechazo en los consumidores. Este hallazgo se condice con la percepción de los consumidores chilenos respecto a la regulación del etiquetado: un 58,8% de los encuestados considera que el uso obligatorio de un etiquetado como "PRODUCTO VEGETAL SINTÉTICO" afectaría negativamente su percepción sobre la calidad o seguridad de estos productos. Además, el 54,5% de las personas cree que un etiquetado adicional de este tipo podría afectar negativamente la percepción general sobre los productos *plant-based*. Esta clara sensibilidad del consumidor chileno a un término como "sintético" en el etiquetado refuerza la idea de que la asociación con la "innovación tecnológica" o lo "artificialmente avanzado" puede activar una connotación negativa que se traduce en una menor intención de compra, en lugar de impulsar la confianza o el interés, como hipotetizaba el modelo de investigación.

## 7.3. Caracterización y Diferenciación de Perfiles de Consumidores

El análisis de clúster, utilizando el método bietápico reveló tres segmentos distintos de consumidores:

### **7.3.1. Clúster 1: "Conscientes Comprometidos"**

Este grupo exhibe las puntuaciones más altas en actitud, conciencia de bienestar animal, percepción de *green value*, atractivo sensorial, sensibilidad al precio y percepción de innovación tecnológica. Son predominantemente mujeres jóvenes con alta experiencia en productos *plant-based* (93,9% con experiencia) y una alta proporción de dietas *plant-based* (69,7%). Representan el segmento más propenso y valioso para el mercado.

### **7.3.2. Clúster 2: "Pragmáticos Neutrales"**

Este segmento se sitúa en un punto intermedio en todas las variables, con un perfil demográfico más balanceado y una buena experiencia con productos *plant-based* (83,2% con experiencia). Constituyen un grupo con potencial de crecimiento si se abordan adecuadamente sus motivaciones.

### **7.3.3. Clúster 3: "Resistentes o Detractores"**

Es el grupo con las puntuaciones más bajas en actitud, conciencia de bienestar animal y sensibilidad al precio. Son predominantemente omnívoros (93,0%) y tienen menor experiencia con productos *plant-based* (47,9% sin experiencia). Presentan una mayor proporción de hombres y personas de mayor edad, en comparación con los otros dos segmentos. Representan el segmento con mayor resistencia a la adopción de estos productos.

## **7.4. Recomendaciones**

Los resultados de esta investigación ofrecen recomendaciones estratégicas directas para los actores de la industria alimentaria *plant-based* en Chile, tanto empresas productoras, distribuidores y *retailers* de productos *plant-based* como para los formuladores de políticas públicas:

#### 7.4.1. *Empresas Productoras de Productos Alimenticios Plant-Based*

**Enfocarse en Atributos que Generan Valor.** Dado que el atractivo sensorial y la sensibilidad al precio son factores clave para la actitud y la intención de compra, las empresas deben enfocar sus esfuerzos en mejorar el sabor, la textura y el aroma de los productos *plant-based*, buscando que se asemejen o superen a sus análogos de origen animal. Por su parte, La sensibilidad al precio es un factor dual; si bien la gente es sensible al precio, la disposición a pagar más por productos con valores agregados (como el bienestar animal y el “*green value*”) puede ser explotada. Las estrategias de marketing deben comunicar claramente el valor percibido para justificar el precio.

**Comunicación Estratégica para cada Clúster.** La identificación de tres perfiles de consumidores (“Conscientes Comprometidos”, “Pragmáticos Neutrales”, “Resistentes o Detractores”) permite a las empresas adaptar sus estrategias de marketing. Para el segmento de “Conscientes Comprometidos”, es fundamental seguir enfatizando los beneficios de bienestar animal y el *green value* en las campañas de marketing, ya que estos valores resuenan fuertemente con este grupo. Los “Pragmáticos Neutrales” representan una oportunidad para el crecimiento del mercado. Para este grupo, la comunicación debe ser más equilibrada, poniendo énfasis en beneficios prácticos como el sabor y la textura. De forma complementaria, puede incorporarse gradualmente información sobre beneficios éticos y ambientales, con el objetivo de fomentar una transición más consciente y sostenida hacia el consumo de productos *plant-based*. Por último, el grupo de “Resistentes” presenta la mayor proporción de personas sin experiencia previa con productos *plant-based*, lo que sugiere una falta de familiaridad que podría estar limitando su aceptación. Esto representa una barrera, ya que impide que estos consumidores puedan formar una opinión informada. Si se desea

llegar a este grupo se pueden promover instancias de prueba y degustación, tanto en puntos de venta como en eventos o campañas promocionales, esto podría ser una estrategia efectiva para reducir la resistencia.

**Reevaluar la Comunicación de Innovación Tecnológica.** Ante la evidencia de un efecto negativo marginal en la intención de compra, las empresas deberían ser cuidadosas al resaltar la innovación tecnológica en sus procesos productivos. Podría resultar más efectivo comunicar los beneficios percibidos de la innovación (por ejemplo, “sabor mejorado” o “textura idéntica”) en lugar de la tecnología en sí misma, o bien acompañar dicha comunicación con instancias de educación al consumidor que permitan generar confianza en lugar de escepticismo.

**Fortalecer Canales de Información Digitales.** La publicidad en medios digitales, sitios web y redes sociales junto con las recomendaciones de amigos, se posicionan como los principales canales de información sobre productos *plant-based* en Chile. Por esto, las estrategias de marketing deben capitalizar estas vías, invirtiendo en marketing de influencia y contenido atractivo en línea. Sin embargo, es importante notar que, a pesar de la relevancia de las recomendaciones de amigos como canal de información, la variable de Normas Subjetivas (NS) no mostró un impacto significativo en la intención de compra ( $\beta = 0,029$ ;  $p = 0,582$ ). Este hallazgo podría sugerir que si bien la información proveniente del círculo cercano es valorada, la presión social para ajustarse a las expectativas de otros no es un factor determinante para la intención de compra en el contexto chileno. Por lo tanto, las estrategias de marketing deben centrarse en aprovechar los canales digitales y las redes de amigos para difundir información atractiva y generar curiosidad, centrándose en comunicar el valor.

#### 7.4.2. *Distribuidores y Retailers*

**Mejorar la disponibilidad y accesibilidad.** El control conductual percibido influye directamente en la intención de compra. Asegurar una amplia disponibilidad de productos *plant-based* en diversos canales de venta (supermercados, tiendas especializadas, tiendas de conveniencia) y una ubicación clara en los puntos de venta facilitará que los consumidores encuentren y adquieran estos productos. Facilitar el acceso y la información sobre estos productos (ej. dónde comprarlos, cómo integrarlos en la dieta) puede reforzar la confianza del consumidor y su intención de compra.

#### 7.4.3. *Formuladores de Políticas Públicas*

Las políticas emergentes que regulan las denominaciones de productos *plant-based* deben considerar el impacto potencial en la percepción del consumidor y la dinámica del mercado. Los resultados de este estudio pueden servir como base para diseñar una regulación que fomente una competencia justa y transparente sin desincentivar la innovación o la adopción de estos productos.

La regulación del etiquetado de productos *plant-based* debe considerar la percepción real de los consumidores. Según los hallazgos de este estudio, existe una alta comprensión de los términos actuales como “carne vegetal” o “leche vegetal” (74,4%), y la próxima implementación de la Ley 21.664, que exige declarar de manera visible el origen vegetal, ya entrega claridad suficiente al consumidor.

En cambio, el uso obligatorio del término “producto vegetal sintético”, propuesto por el Proyecto de Ley FoodTech, podría ser contraproducente. Un 58,8% de los encuestados señala que esta denominación afectaría negativamente su percepción del producto, lo que se

relaciona con los resultados del modelo SEM, donde la Percepción de Innovación Tecnológica mostró un efecto negativo y marginalmente significativo en la intención de compra ( $\beta = -0,095$ ;  $p = 0,066$ ). Este hallazgo sugiere que enfatizar la sofisticación tecnológica o lo “sintético” puede generar reticencia en lugar de confianza. Por último, el 80,5% de los participantes considera que la regulación debería centrarse en aspectos como la sostenibilidad y el impacto ambiental, más que en debates sobre terminología. Por lo tanto, se recomienda priorizar políticas que fomenten la transparencia, la sostenibilidad y la educación del consumidor, evitando etiquetados que puedan inducir percepciones negativas innecesarias.

## 7.5. Limitaciones

Si bien este estudio entrega una comprensión detallada del mercado chileno de productos *plant-based*, es importante reconocer ciertas limitaciones. La muestra, predominantemente compuesta por mujeres jóvenes y estudiantes, podría limitar la generalizabilidad de los hallazgos a la población chilena en su totalidad. Investigaciones futuras deberían buscar muestras más diversas en términos demográficos y geográficos para validar y expandir estos modelos.

Además, sería valioso explorar en futuras investigaciones distintas categorías de productos *plant-based*, ya que las percepciones y barreras podrían variar según el tipo de alimento. También podría considerarse la inclusión de variables como el valor nutricional percibido, que podría ser un factor relevante en la decisión de compra.

Finalmente, la alta proporción de personas sin experiencia previa en el grupo de “Resistentes” podría sugerir la presencia de neofobia alimentaria como una barrera adicional, se podría explorar este constructo y su relación con la intención de compra.

## 8. Referencias

Ahmad, S., Zulkurnain, N. N. A., y Khairushalimi, F. I. (2016). Assessing the validity and reliability of a measurement model in structural equation modeling (SEM). *British Journal of Mathematics & Computer Science*, 15(3), 1-8. <https://doi.org/10.9734/BJMCS/2016/25183>

Ajzen, I., y Fishbein, M. (1980). *Understanding attitudes and predicting social behavior*. Prentice-Hall.

Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179-221. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(91\)90020-t](https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-t)

Ajzen, I. (2019). *The theory of planned behavior: Diagram*. University of Massachusetts Amherst. <https://people.umass.edu/aizen/tpb.diag.html>

Battle, M., Pierce, B., Carter, M., Colley Clarke, J., Fathman, L., Gertner, D., Ignaszewski, E., Mansukhani Kogar, N., Leet-Otley, T., y Panescu, P. (2024). *2023 State of the industry report: Plant-based*. Good Food Institute. [https://gfi.org/wp-content/uploads/2024/05/2023-State-of-the-industry-report\\_Plant-based.pdf](https://gfi.org/wp-content/uploads/2024/05/2023-State-of-the-industry-report_Plant-based.pdf)

Bagozzi, R. P., y Yi, Y. (2012). Specification, evaluation, and interpretation of structural equation models. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40(1), 8-34. <https://doi.org/10.1007/s11747-011-0278-x>

Begho, T., Odeniyi, K., y Fadare, O. (2023). Toward acceptance of future foods: the role of trust and perception in consumption intentions of plant-based meat alternatives. *British Food Journal*, 125(7), 2392-2406. <https://doi.org/10.1108/BFJ-07-2022-0583>

Bhale, U., y Singh Bedi, H. (2023, 9 de diciembre). SEM model fit indexes: Meaning and acceptance of model literature support. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4659352>

Biblioteca del Congreso Nacional de Chile. (s.f.). *Ley 21664: Modifica el Código Sanitario, para definir el concepto de carne y prohibir dar esa denominación a productos que no sean de origen animal*. Consultado el 18 de noviembre de 2024. <https://www.bcn.cl/leychile/navegar?idNorma=1203610>

Bonafide Research. (2023, 31 de julio). *South America plant-based food market size, share, analysis, trends*. Bonafide Research. <https://www.bonafideresearch.com/product/230729775/south-america-plant-based-food-market>

Bowen, N., y Guo, S. (2012). *Structural equation modeling*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195367621.001.0001>

Brawijaya Professional Statistical Analysis. (2011). *Tutorial SPSS: TwoStep Cluster Analysis*. <https://arifkamarbafadal.wordpress.com/wp-content/uploads/2011/09/ebook-038-tutorial-spss-two-step-cluster-analysis.pdf>

British Dietetic Association. (2021, abril). *Vegetarian, vegan and plant-based diet*. <https://www.bda.uk.com/resource/vegetarian-vegan-plant-based-diet.html>

Brunner, J. (2023, 3 de enero). *Structural equation models: An open textbook* (Edición 0.10). Department of Statistical Sciences, University of Toronto. [https://utstat.toronto.edu/brunner/openSEM/OpenSEM\\_0.10M.pdf](https://utstat.toronto.edu/brunner/openSEM/OpenSEM_0.10M.pdf)

Byrne, B. M. (2010). *Structural equation modeling with AMOS: Basic concepts, applications, and programming* (2.a ed.). Routledge.

Cámara de Diputadas y Diputados de Chile. (2024a, 23 de julio). *A Sala proyecto de ley que regula las empresas foodtech*. <https://www.camara.cl/cms/a-sala-proyecto-de-ley-que-regula-las-empresas-foodtech/>

Cámara de Diputadas y Diputados de Chile. (2024b, 24 de abril). *A ley moción sobre comercio de hamburguesas y salchichas de carne y de origen vegetal*. <https://www.camara.cl/cms/a-ley-mocion-sobre-comercio-de-hamburguesas-y-salchichas-de-carne-y-de-origen-vegetal/>

Cambridge University. (s.f.). *Definition of: Vegetarianism*. Consultado el 20 de noviembre de 2024. <https://dictionary.cambridge.org/us/dictionary/english/vegetarianism>

Calisto, M. A., Camaño, F., Donoso, F., Jürgensen, H., Lilayu, D., Moreno, B., Naveillan, G., Nuyado, E., Rathgeb, J., y Urruticoechea, C. (2024). *Proyecto de ley que regula los alimentos plant-based y establece un marco de libre competencia entre productos vegetales y animales*. Congreso Nacional de Chile. <https://www.camara.cl/verDoc.aspx?prmID=16353&prmTIPO=INICIATIVA>

Che Mustapa, M. A., Kallas, Z., Silande, C., Gagnaire, V., Jan, G., López-Mas, L., y Aguiló-Aguayo, I. (2024). From taste to purchase: Understanding the influence of sensory perceptions and informed tasting on plant-based product purchases - An extension of the theory of planned behavior. *Journal of Agriculture and Food Research*, 16, 101188. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2024.101188>

Chen, H.-S., Chao, C.-T., y Lin, I.-K. (2024). Addressing concerns about sustainability and animal welfare: Investigating consumers' adoption and behavioral intention towards plant-based eggs. *Food Science & Nutrition*, 12(8), 8171–8185. <https://doi.org/10.1002/fsn3.4398>

Cheu, E. Y., Kwoh, C. K., y Zhou, Z. (2004). *On the two-level hybrid clustering algorithm*. AISAT 2004.

Choudhury, N. R. (2025)<sup>1</sup>. *Plant-based food market*. Future Market Insights. <https://www.futuremarketinsights.com/reports/plant-based-food-market>

Contreras, G. (2016). *Modelos de ecuaciones estructurales: Una manera eficiente de probar hipótesis de negocio*. SINNETIC News.

Cupani, M. (2012). Análisis de ecuaciones estructurales: Conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación. *Revista Tesis*, 2, 186–199. <https://rdu.unc.edu.ar/handle/11086/22039>

Data Bridge Market Research. (2024, 4 de noviembre). *Global plant-based food market size, share, and trends analysis report – Industry overview and forecast to 2031*. <https://www.databridgemarketresearch.com/reports/global-plant-based-food-market>

Escobedo Portillo, M. T., Hernández Gómez, J. A., Estebané Ortega, V., y Martínez Moreno, G. (2016). Modelos de ecuaciones estructurales: Características, fases, construcción, aplicación y resultados. *Ciencia & Trabajo*, 18(55), 16-22. <https://doi.org/10.4067/S0718-24492016000100004>

European Vegetarian Union. (2019). *Definition of “vegetarian” and “vegan”*. [https://www.euroveg.eu/wp-content/uploads/2021/02/072019\\_EVU\\_PP\\_Definition.pdf](https://www.euroveg.eu/wp-content/uploads/2021/02/072019_EVU_PP_Definition.pdf)

Forward Fooding. (2023)<sup>2</sup>. *The official 2023 FoodTech 500*. <https://download.forwardfooding.com/en/the-official-2023-foodtech-500-white-paper>

Gaskin, J., James, M., y Lim, J. (2019). *Master Validity Tool* [Plugin de AMOS].

Ghaleb, M., y Yaslioglu, M. M. (2024). Structural equation modeling (SEM) for social and behavioral sciences studies: Steps sequence and explanation. *Journal of Organizational Behavior Review*, 6(1), 69-108.

<sup>1</sup> La versión consultada fue publicada en 2025, el contenido del enlace puede ser actualizado.

<sup>2</sup> El acceso al informe es restringido y requiere registro gratuito en el sitio web.

Hargreaves, S. M., Rosenfeld, D. L., Moreira, A. V. B., y Zandonadi, R. P. (2023). Plant-based and vegetarian diets: An overview and definition of these dietary patterns. *European Journal of Nutrition*, 62(3), 1109-1121. <https://doi.org/10.1007/s00394-023-03086-z>

Hair Jr, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., y Anderson, R. E. (2014). *Multivariate Data Analysis* (7.a ed.). Pearson Education Limited.

Hair, Jr. F., Black, W. C., Babin, B. J., y Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8.a ed.). Cengage Learning.

Heaner, M. (2019, 07 de enero). *Vegan, plant-based diet, or what label works?* T. Colin Campbell Center for Nutrition Studies. Consultado el 20 de noviembre de 2024. <https://nutritionstudies.org/vegan-plant-based-diet-or-what-label-works/>

Henderson, L. (s.f.). *Plant-based, vegetarian, and vegan diets*. Heart Foundation. Consultado el 10 de noviembre de 2024. <https://www.heartfoundation.org.nz/wellbeing/healthy-eating/nutrition-facts/plant-based-vegetarian-vegan-diets>

Homer, P. M., y Kahle, L. R. (1988). A structural equation test of the value-attitude-behavior hierarchy. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(4), 638–646. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.54.4.638>

Hooper, D., Coughlan, J., y Mullen, M. (2008). Structural equation modelling: Guidelines for determining model fit. *Electronic Journal of Business Research Methods*, 6(1), 53-60.

Hopwood, C. J., Bleidorn, W., Schwaba, T., y Chen, S. (2020). Health, environmental, and animal rights motives for vegetarian eating. *PLoS ONE*, 15(4), e0230609. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0230609>

Hox, J., y Bechger, T. (1999). An introduction to structural equation modeling. *Fam. Sci. Rev.* 11, 354–373.

Hoyle, R. H. (Ed.). (2012). *Handbook of structural equation modeling*. The Guilford Press. ISBN 978-1-60623-077-0.

Hu, L. T., y Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 6(1), 1-55. <https://doi.org/10.1080/10705519909540118>

Innova Market Insights. (2022). *Plant-based innovation: The ingredient space*. The Food Tech. [https://thefoodtech.com/wp-content/uploads/2023/09/plantbasedinnovation\\_theIngredient-space.pdf](https://thefoodtech.com/wp-content/uploads/2023/09/plantbasedinnovation_theIngredient-space.pdf)

Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy. (2023a, junio). *Estudio de Opinión Pública: Alimentos de Origen Vegetal*. <https://www.ipsos.com/sites/default/files/ct/news/documents/2023-06/2.%20Estudio%20Alimentos%20de%20origen%20vegetal-%20ONG%20Vegetarianos%20Hoy%202023%20%281%29.pdf>

Ipsos Chile y ONG Vegetarianos Hoy. (2023b, junio). *Estudio de Opinión Pública: Alimentos y Productos de Origen Animal*. <https://www.ipsos.com/sites/default/files/ct/news/documents/2023-07/3.%20Estudio%20Alimentacio%CC%81n%20y%20productos%20de%20origen%20animal%20%20ONG%20Vegetarianos%20Hoy%202023%20%281%29.pdf>

Jacznikowska-McGirr, S., Spahic, A., Bermudez, L., Machen, P., y Barradell, J. (2021, octubre). *'Plant-based' vs 'vegan': Understanding consumer perceptions of food-labelling terms*. ProVeg International. <https://proveg.org/report/terminology/>

Jain, R., y Chetty, P. (2021, 30 de septiembre). Criteria for reliability and validity in SEM analysis. *Project Guru*. <https://www.projectguru.in/criteria-for-reliability-and-validity-in-sem-analysis/>

Jöreskog, K. G., y Sörbom, D. (1982). Recent developments in structural equation modeling. *Journal of Marketing Research*, 19(4), 404. <https://doi.org/10.2307/3151714>

Koh, C., Suhartanto, D., Brien, A., Andrianto, T., Saputra, E., y Abnur, A. (2024). Attitudes and behaviour intention in consuming plant-based food: Evidence from young tourists in Indonesia. *Tourism and Hospitality Management*, 30(2), 259-268. <https://doi.org/10.20867/thm.30.2.9>

Kopplin, C. S., y Rausch, T. M. (2021). Above and beyond meat: The role of consumers' dietary behavior for the purchase of plant-based food substitutes. *Review of Managerial Science*, 16(4), 1335–1364. <https://doi.org/10.1007/s11846-021-00480-x>

Kline, R. B. (2016). *Principles and practice of structural equation modeling* (4.a ed.). The Guilford Press. ISBN 978-1-4625-2334-4.

Liao, Y.-K., Gungor, H. F., Girish, V. G., Lee, J., y Wu, W.-Y. (2025). How do push and pull factors affect non-vegetarians' intention to buy plant-based meat products? *British Food Journal*, 127(1), 284–306. <https://doi.org/10.1108/BFJ-03-2024-0312>

Ma, C.-C., y Chang, H.-P. (2022). The effect of novel and environmentally friendly foods on consumer attitude and behavior: A value-attitude-behavioral model. *Foods*, 11(16), 2423. <https://doi.org/10.3390/foods11162423>

Marca Chile. (2022, 17 de abril). *The Chilean companies revolutionizing the healthy food industry*. Marca Chile. <https://www.marcachile.cl/en/the-chilean-companies-revolutionizing-the-healthy-food-industry/>

Martinelli, E., y De Canio, F. (2024). Consumption of plant-based foods: Motives and drivers among Italian consumers. *Plant-based food consumption* (pp. 33-57). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/b978-0-323-98828-5.00011-5>

Mascaraque, M. (2021, 28 de marzo). *The rise of vegan and vegetarian food*. Euromonitor International. <https://www.euromonitor.com/article/the-rise-of-vegan-and-vegetarian-food>

Mascaraque, M. (2020, noviembre)<sup>3</sup>. *Going Plant-Based: The Rise of Vegan and Vegetarian Food*. Euromonitor International. <https://go.euromonitor.com/sb-packaged-food-210330-rise-vegan-vegetarian-food.html>

Medina, P., e Iglesias, J. P. (2024, 07 de febrero). *NotMilk, episodio 2: Corte de Apelaciones revoca sentencia y rechaza la demanda de competencia desleal de Aproval*. Centro Competencia. <https://centrocompetencia.com/notmilk-episodio-2-corte-de-apelaciones-revoca-sentencia-y-rechaza-la-demanda-de-competencia-desleal-de-aproval/>

Meticulous Research. (2024, marzo)<sup>4</sup>. *Plant-based Food Market by Type - Global Forecast to 2031*. <https://www.meticulousresearch.com/product/plant-based-food-market-5108>

Miguel, I., Coelho, A., y Bairrada, C. M. (2020). Modelling attitude towards consumption of vegan products. *Sustainability*, 13(1), 9. <https://doi.org/10.3390/su13010009>

Miguel, I., Coelho, A., y Bairrada, C. (2024). Let's be vegan? Antecedents and consequences of involvement with vegan products: Vegan vs. non-vegan. *Sustainability*, 16(1), 105. <https://doi.org/10.3390/su16010105>

<sup>3</sup> El acceso al informe es restringido y requiere registro gratuito en el sitio web.

<sup>4</sup> La versión consultada fue publicada en 2024, el contenido del enlace puede ser actualizado.

Mintel Consulting y Veganuary. (2021, septiembre). *Plant-based in LATAM: Trend report from Mintel Consulting*. [https://veganuary.com/wp-content/uploads/2021/09/Veganuary\\_-\\_Landscape\\_for\\_Plant-based\\_in\\_LATAM.pdf](https://veganuary.com/wp-content/uploads/2021/09/Veganuary_-_Landscape_for_Plant-based_in_LATAM.pdf)

Mintel. (2024, 17 de septiembre)<sup>5</sup>. *Emerging trends in the plant-based industry*. Mintel. <https://www.mintel.com/insights/food-and-drink/emerging-trends-in-the-plant-based-industry/>

Nakhonchaigul, K., y Siriyota, K. (2024). Factors influencing the purchase behaviour of plant-based food products in Thailand: An extension of the theory of planned behaviour. *International Journal of Analysis and Applications*, 22(128). <https://doi.org/10.28924/2291-8639-22-2024-128>

Norusis, M. J. (2012). *IBM SPSS Statistics 19 statistical procedures companion* (Cap. 17). Prentice Hall. [https://www.norusis.com/pdf/SPC\\_v19.pdf](https://www.norusis.com/pdf/SPC_v19.pdf)

Nyambayo, I., Galindo-Pineda, D. M., Sarieddin, G., Bogueva, D., y Marinova, D. (2024). Consumer perception of plant-based milk and dairy products en D. Bogueva (Ed.), *Consumer perceptions and food*. Springer Nature Singapore. [https://doi.org/10.1007/978-981-97-7870-6\\_11](https://doi.org/10.1007/978-981-97-7870-6_11)

Olmos, R. (2024, 04 noviembre). *Matías Muchnick por ley foodtech: “Instala una cortapisa a la innovación”*. Diario Financiero. <https://www.df.cl/df-lab/innovacion-y-startups/matias-muchnick-por-ley-foodtech-instala-una-cortapisa-a-la-innovacion>

Park, C.-I., y Namkung, Y. (2024). Consumer values, attitudes, and behavior towards plant-based alternatives. *Foods*, 13(16), 2561. <https://doi.org/10.3390/foods13162561>

---

<sup>5</sup> La versión consultada fue publicada en 2024, el contenido del enlace puede ser actualizado.

Panescu, P., Carter, M., Cohen, M., Ignaszewski, E., Murray, S., O'Donnell, M., Pierce, B., y Voss, S. (2023). *2022 Plant-Based State of the Industry Report*. Good Food Institute. <https://gfi.org/wp-content/uploads/2023/01/2022-Plant-Based-State-of-the-Industry-Report.pdf>

R documentation. (s.f.). *Mardia Test (Skewness and Kurtosis) for Multivariate Normality*. Consultado el 10 de abril de 2024. <https://search.r-project.org/CRAN/refmans/mvnormalTest/html/mardia.html>

Root The Future. (2020, 17 de noviembre). *What is the true definition of 'Plant-Based' and why does it matter?* Root The Future. <https://rootthefuture.com/definition-of-plant-based/>

Roy, P., y Datta, D. (2022). *Theory and models of consumer buying behaviour: A descriptive study*. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4205489>

Ruiz, M. A., Pardo, A., y San Martín, R. (2010). Modelos de ecuaciones estructurales. *Papeles del Psicólogo*, 31(1), 34-45.

Santibáñez, P. (2023, 03 de noviembre). *El auge del veganismo y su impacto en el mercado chileno*. Diario Financiero. [https://www.df.cl/noticias/site/docs/20231102/20231102124814/suplemento\\_20231103.pdf](https://www.df.cl/noticias/site/docs/20231102/20231102124814/suplemento_20231103.pdf)

Savalei, V., y Bentler, P. M. (2006). Structural equation modeling. En R. Grover y M. Vriens (Ed.), *The handbook of marketing research* (cap. 17). SAGE Publications. <https://doi.org/10.4135/9781412973380.n17>

Schumacker, R. E. y Lomax, R. G. (2010). *A beginner's guide to structural equation modeling* (3.a ed.). Routledge. ISBN 978-1-84169-890-8.

Sharif-Emami, N., Menna, M., Dezen, S., de Atucha, C., y Robinson, A. (2022). *Demand for plant-based foods*. Lauder Institute, Wharton School of the University of Pennsylvania. [https://lauder.wharton.upenn.edu/wp-content/uploads/2022/02/3\\_Demand-for-Plant-Based-Foods.pdf](https://lauder.wharton.upenn.edu/wp-content/uploads/2022/02/3_Demand-for-Plant-Based-Foods.pdf)

Shen, C., Wu, X., Zhang, E., y Liu, Y. (2024). Factors impacting plant-based meat product consumption: A consumer survey conducted in a new first-tier city in China. *Foods*, 13(21), 3496. <https://doi.org/10.3390/foods13213496>

Storhaug, C. L., Fosse, S. K., y Fadnes, L. T. (2017). Country, regional, and global estimates for lactose malabsorption in adults: a systematic review and meta-analysis. *The Lancet Gastroenterology & Hepatology*, 2(10), 738-746. [https://doi.org/10.1016/S2468-1253\(17\)30154-1](https://doi.org/10.1016/S2468-1253(17)30154-1)

TA University. (s. f.). *Tipos de investigación*. Consultado el 10 de abril de 2025. <https://tauniversity.org/tipos-de-investigacion>

Tabachnick, B. G., y Fidell, L. S. (2013). *Using multivariate statistics* (6.<sup>a</sup> ed.). Pearson.

Taglermaq. (s.f.). Chile y la revolución plant-only. Taglermaq. Consultado el 6 de noviembre de 2024. [https://taglermaq.cl/contenido\\_noticias/chile-y-la-revolucion-plant-only/](https://taglermaq.cl/contenido_noticias/chile-y-la-revolucion-plant-only/)

The Food Tech. (2024, 13 de septiembre). Tendencias en alimentos plant-based: Desafíos y oportunidades en el mercado latinoamericano. The Food Tech. <https://thefoodtech.com/industria-alimentaria-hoy/tendencias-en-alimentos-plant-based-desafios-y-oportunidades-en-el-mercado-latinoamericano/>

The Vegan Society. (s.f.). Definition of veganism. Consultado el 20 de noviembre de 2024. <https://www.vegansociety.com/go-vegan/definition-veganism>

Universidad de Granada. (s. f.). *Práctica 8: Métodos de análisis multivariante: Análisis clúster*. Consultado el 28 de junio de 2025. <https://wpd.ugr.es/~bioestad/guia-spss/practica-8/>

Venter de Villiers, M., Cheng, J. y Truter, L. (2024) The Shift Towards Plant-Based Lifestyles: Factors Driving Young Consumers' Decisions to Choose Plant-Based Food Products. *Sustainability*. <https://doi.org/10.3390/su16209022>

Weston, R., y Gore, P. A. Jr. (2006). A brief guide to structural equation modeling. *The Counseling Psychologist*, 34(5), 719-751. <https://doi.org/10.1177/0011000006286345>

Wunsch, N. G. (2024, 26 de marzo). Global plant-based food market size 2020-2030. Statista. <https://www.statista.com/statistics/1280394/global-plant-based-food-market-value/>

## 9. Apéndice

### Apéndice I

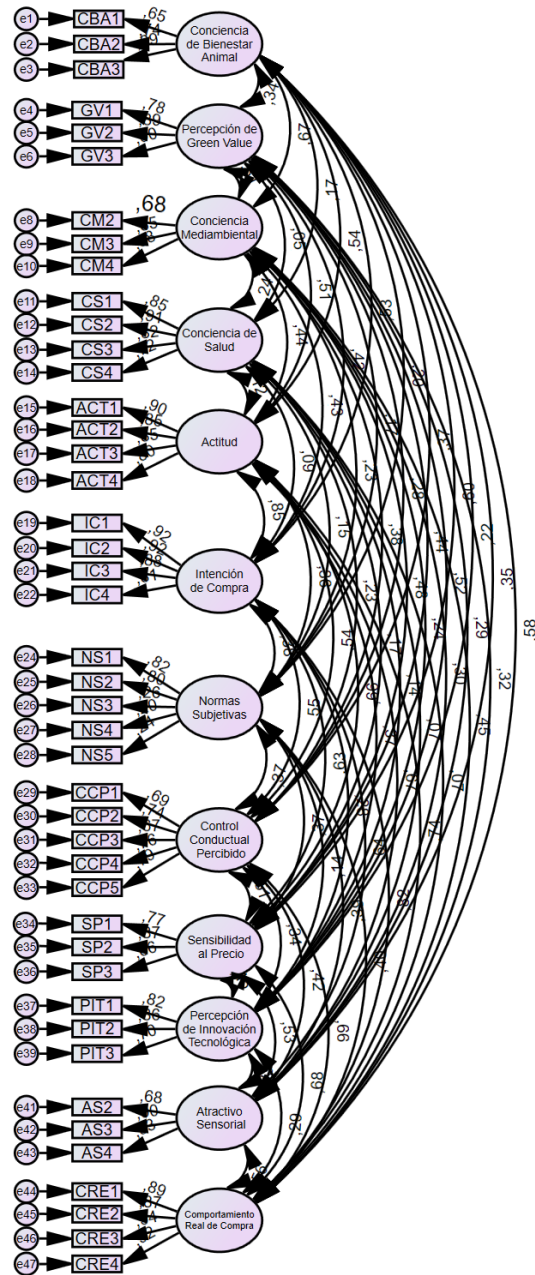
#### Medidas de asimetría y curtosis de distribución para cada variable

Ítem	Previa		Posterior	
	Asimetría	Curtosis	Asimetría	Curtosis
ACT1	-0,552	-0,093	-0,445	-0,339
ACT2	-0,702	0,886	-0,500	0,094
ACT3	-0,740	0,566	-0,537	-0,170
ACT4	-0,498	-0,127	-0,434	-0,270
AS1	-0,399	-0,392	-0,374	-0,439
AS2	-0,033	-0,223	0,024	-0,267
AS3	-0,550	-0,081	-0,525	-0,072
AS4	-0,365	-0,219	-0,350	-0,157
CBA1	-1,008	0,668	-0,964	0,364
CBA2	0,234	-0,710	0,249	-0,728
CBA3	-0,261	-0,756	-0,258	-0,767
CCP1	-0,773	0,031	-0,744	-0,049
CCP2	-0,467	-0,796	-0,481	-0,790
CCP3	-0,706	0,276	-0,686	0,259
CCP4	-0,415	-0,761	-0,413	-0,777
CCP5	-0,380	-0,665	-0,382	-0,642
CM1	-2,162	6,772	-1,652	5,058
CM2	-0,402	-0,285	-0,337	-0,423
CM3	-0,323	-0,449	-0,262	-0,610
CM4	-0,313	-0,401	-0,259	-0,594
CRE1	-0,069	-1,073	-0,088	-1,052
CRE2	0,218	-0,985	0,213	-0,966
CRE3	-0,002	-1,094	-0,016	-1,072
CRE4	0,113	-1,288	0,084	-1,279
CS1	-0,677	0,243	-0,605	0,032
CS2	-0,551	-0,094	-0,490	-0,213
CS3	-0,432	-0,248	-0,407	-0,256
CS4	-0,961	0,977	-0,729	0,276
GV1	-0,416	0,188	-0,157	-0,521
GV2	-0,568	0,123	-0,362	-0,449
GV3	-0,397	0,055	-0,102	-0,748
IC1	-0,755	0,112	-0,735	0,112
IC2	-0,876	0,529	-0,825	0,438
IC3	-0,652	-0,245	-0,596	-0,384
IC4	-1,053	0,509	-0,967	0,217
IC5	-0,622	-0,038	-0,423	-0,740
NS1	-0,159	-0,425	-0,156	-0,420
NS2	0,014	-0,501	0,031	-0,501
NS3	0,120	-0,789	0,103	-0,779
NS4	0,645	-0,389	0,614	-0,441
NS5	-0,986	1,029	-0,966	1,085
PIT1	-0,296	0,256	-0,044	-0,436
PIT2	-0,308	0,574	-0,046	0,036
PIT3	-0,322	0,499	-0,124	0,079
SP1	-0,182	-0,587	-0,177	-0,525
SP2	-0,509	-0,118	-0,441	-0,109
SP3	-0,490	-0,248	-0,483	-0,201
Total Observaciones		342		331

Nota. Se presentan las medidas de distribución previa y posteriormente a la eliminación de *outliers* univariados detectados.

## Apéndice 2

Modelo de medición imputado en AMOS con sus cargas estandarizadas



Nota. Elaboración propia. AMOS SPSS 26.0.0.0.

### Apéndice 3

*Cargas factoriales no estandarizadas, error estándar, razón crítica y significancia de los ítems del modelo por constructo*

Ruta Ítem - Constructo	Carga factorial no estandarizada	Error estándar	Razón crítica	<i>p-value</i>	Label
ACT1 ← ACT	1				
ACT2 ← ACT	0,757	0,036	21,311	***	par_18
ACT3 ← ACT	0,826	0,039	21,216	***	par_20
ACT4 ← ACT	0,898	0,048	18,701	***	par_19
AS2 ← AS	0,714	0,05	14,164	***	par_22
AS3 ← AS	1				
AS4 ← AS	1,058	0,047	22,665	***	par_23
CBA1 ← CBA	0,623	0,062	10,024	***	par_27
CBA2 ← CBA	1				
CBA3 ← CBA	0,923	0,088	10,522	***	par_98
CCP1 ← CCP	0,896	0,073	12,334	***	par_11
CCP2 ← CCP	1,112	0,082	13,538	***	par_10
CCP3 ← CCP	0,753	0,063	11,915	***	par_9
CCP4 ← CCP	0,993	0,071	13,899	***	par_8
CCP5 ← CCP	1				
CM2 ← CM	0,864	0,066	13,168	***	par_7
CM3 ← CM	0,991	0,058	17,202	***	par_6
CM4 ← CM	1				
CRE1 ← CRE	1				
CRE2 ← CRE	0,942	0,042	22,465	***	par_13
CRE3 ← CRE	1,058	0,039	27,229	***	par_14
CRE4 ← CRE	1,147	0,044	25,825	***	par_15
CS1 ← CS	1,212	0,082	14,727	***	par_5
CS2 ← CS	1,28	0,083	15,504	***	par_4
CS3 ← CS	1,234	0,087	14,235	***	par_3
CS4 ← CS	1				
GV1 ← GV	1				
GV2 ← GV	1,182	0,07	16,815	***	par_2
GV3 ← GV	1,178	0,069	16,99	***	par_1
IC1 ← IC	1,248	0,062	20,281	***	par_25
IC2 ← IC	1,111	0,055	20,19	***	par_24
IC3 ← IC	1,18	0,062	19,089	***	par_26
IC4 ← IC	1				
NS1 ← NS	0,996	0,101	9,831	***	par_12
NS2 ← NS	1				
NS3 ← NS	0,386	0,092	4,191	***	par_95
NS4 ← NS	0,269	0,082	3,276	0,001	par_96
NS5 ← NS	0,294	0,076	3,874	***	par_97
PIT1 ← PIT	0,936	0,061	15,255	***	par_21
PIT2 ← PIT	1				
PIT3 ← PIT	0,799	0,062	12,955	***	par_94
SP1 ← SP	1				
SP2 ← SP	1,067	0,072	14,738	***	par_16
SP3 ← SP	0,835	0,072	11,53	***	par_17

*Nota. Output de AMOS. \*\*\*  $p < 0,001$ . En cada constructo, un ítem fue fijado en 1 para la identificación del modelo.*

#### *Apéndice 4*

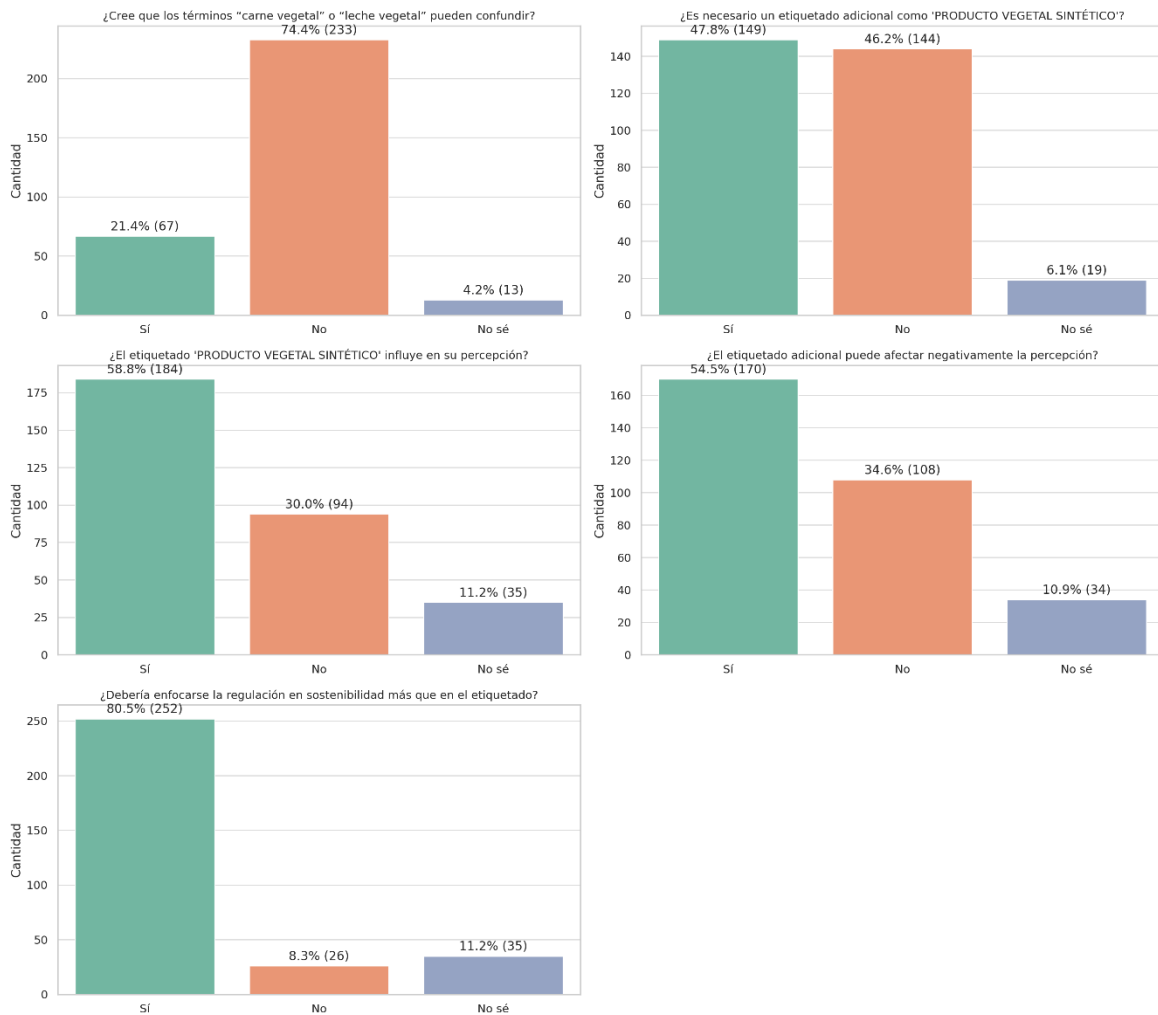
##### *Cargas factoriales estandarizadas los ítems del modelo por constructo*

Ruta	Ítem - Constructo	Carga factorial estandarizada
ACT1	← ACT	0,899
ACT2	← ACT	0,85
ACT3	← ACT	0,848
ACT4	← ACT	0,795
AS2	← AS	0,679
AS3	← AS	0,899
AS4	← AS	0,929
CBA1	← CBA	0,652
CBA2	← CBA	0,741
CBA3	← CBA	0,692
CCP1	← CCP	0,686
CCP2	← CCP	0,745
CCP3	← CCP	0,666
CCP4	← CCP	0,762
CCP5	← CCP	0,794
CM2	← CM	0,678
CM3	← CM	0,852
CM4	← CM	0,885
CRE1	← CRE	0,892
CRE2	← CRE	0,865
CRE3	← CRE	0,937
CRE4	← CRE	0,918
CS1	← CS	0,852
CS2	← CS	0,907
CS3	← CS	0,823
CS4	← CS	0,724
GV1	← GV	0,775
GV2	← GV	0,886
GV3	← GV	0,899
IC1	← IC	0,921
IC2	← IC	0,918
IC3	← IC	0,885
IC4	← IC	0,806
NS1	← NS	0,816
NS2	← NS	0,803
<b>NS3</b>	← <b>NS</b>	<b>0,262</b>
<b>NS4</b>	← <b>NS</b>	<b>0,204</b>
<b>NS5</b>	← <b>NS</b>	<b>0,242</b>
PIT1	← PIT	0,825
PIT2	← PIT	0,862
PIT3	← PIT	0,697
SP1	← SP	0,767
SP2	← SP	0,867
SP3	← SP	0,664

*Nota. Output de AMOS.*

## Apéndice 5

### Resultados de preguntas de percepción sobre la regulación de etiquetado de productos plant-based en Chile



Nota. Elaboración propia.