

*M*ODELO MICROECONOMÉTRICO PARA EL ANÁLISIS DE LA DIFERENCIACIÓN DE PRODUCTOS

AUTOR: Julio César Cenicerros Angulo

Julio César Cenicerros es Economista, Maestro en Comercio Exterior y Doctor en Ciencias de la Administración por la Universidad Autónoma de Durango en México. Profesor en el área de Ciencias Económico- Administrativas de la Universidad de Occidente y en la Facultad de Contaduría y Administración de la Universidad Autónoma de Sinaloa. Autor de diversos artículos en el área de Economía y Mercadotecnia en la Revista Académicos en la cual es miembro del Comité Editorial y en la Revista Contribuciones a la Economía. E-mail: julioceniceros@gmail.com.mx, jcenicerros@culiacan.udo.mx

CONTENIDO

	Pág.
Presentación	4
Introducción	6
Capítulo 1. Una Aproximación Sobre la Modelística con Productos Diferenciados.	9
1. Consideraciones Iniciales.	9
1.2. Experiencias con modelos de elección discreta.	10
1.3. Modelos de dependencia en análisis multivariable	14
1.4. Técnicas de dependencia de segmentación jerárquica.	19
1.5. Otras técnicas.	21
1.6. Los paradigmas de dependencia: regresión logística simple y múltiple en el estudio de la diferenciación de productos.	25
Capítulo 2. Especificación del Prototipo Para Diferenciación de Productos.	34
2.1. Preliminar.	34
2.2. Especificación del modelo teórico para la diferenciación de productos.	35
2.3. Atributos tangibles e intangibles como elementos teóricos en la diferenciación de productos.	37
2.4. Análisis descriptivo de los factores significativos en la diferenciación.	

	43
Capitulo 3. Estimación del Modelo de Diferenciación de Productos.	
	58
3.1. Introducción.	
	58
3.2. Estimación y relación funcional de los factores explicativos en el modelo propuesto.	
	59
3.3. Análisis de los resultados previos.	
	61
3.4. Ajustes y especificación del prototipo final.	
	72
3.5. Verificación de la calidad del modelo propuesto.	
	73
3.5.1 Influencia de Cook.	
	73
3.5.2 Residuales no tipificados.	
	74
3.5.3 Análisis de casos atípicos.	
	75
3.5.4 Prueba para detectar multicolinealidad.	
	76
3.5.5. Prueba de bondad de ajuste alternativas a través de pseudo R^2 de Mc Fadden, R^2 de conteo y prueba Z^2.	
	78
3.5.6. Corrección y ajuste del modelo final.	
	78
Capitulo 4. Aplicación y Resultados del Prototipo Propuesto en Alimentos Básicos en Culiacán.	
	86
4.1. Preliminar.	
	86
4.2. Consideraciones generales.	

	87
4.3. Resultados para el grupo de productos cárnicos.	
	89
4.4. Resultados para el grupo de aceites comestibles.	
	94
4.5. Sobre la tipología de productos cárnicos y aceites comestibles.	
	95
Conclusiones.	
	99
Limitaciones en la investigación.	
	104
Anexo “A”. Tablas.	
	107
Anexo “B”. Figuras.	
	125
Anexo. “C”. Cuestionario.	
	132
Referencias Bibliográficas.	
	134

Presentación.

Las empresas que actualmente y, en el futuro participen en la industria de alimentos orientadas a satisfacer el mercado de consumo locales cada día más amplio pero de igual forma cada vez más competitivo y exigente en el municipio de Culiacán, Sinaloa en México, precisan en el futuro inmediato de modelos que les permitan identificar los atributos que los productos que ofrecen al consumidor deben poseer. Es importante precisar que en este libro se consideran para fines de validación empírica dos grupos de productos básicos; aceites comestibles y cárnicos (res, pollo y cerdo).

Para el proceso de especificación y estimación del modelo microeconómico presentado en la presente obra se procedió a levantar una encuesta con las siguientes características generales:

Se realiza la prueba piloto para determinar el tamaño de muestra aplicada a 82 compradores realizada durante los días 12 y 15 de Junio de 2008, en hipermercados de la localidad con el propósito de determinar los valores de p (proporción de compradores que privilegian el precio en la compra de productos básicos) y $q=1-p$, a través del método de entrevista personal de intercepción en centros comerciales, seleccionando en forma aleatoria a cada $k=3$ sujetos correspondiente a la pregunta clave, ¿Cuando adquiere un producto de la canasta básica (cárnicos, aceites comestible) en que factor se fija principalmente al momento de realizar su compra? Siendo las categorías de respuestas de esta interrogante:

1.- precio

2.- características del producto

Luego, tratándose de estimación de proporciones entre los que deciden la compra preponderantemente a través de la variable precio y los que se deciden por las características (atributos) del producto, se emplea un error de 5.5% y un nivel de confianza del 95%, así como las proporciones ya obtenidas con anterioridad en la prueba piloto, en la determinación del tamaño mínimo de muestra $np=307$. En conclusión, se decide aplicar 310 encuestas en el estudio.

Las variables principales de análisis en esta obra lo constituyen la calidad del producto, el diseño, el color del producto, envase, publicidad, marca, entre otras. Que son tratadas gradualmente por medio de un modelo de elección discreta en su poder de discriminación en el criterio de compra adoptado por el consumidor básicamente a través de la dicotomía: diferenciación de productos frente a los precios de los productos.

Introducción.

Las decisiones cotidianas de compra que los consumidores, enfrentan algunas disyuntivas ante una gama amplia de alternativas competitivas. Una de esas alternativas consiste en seleccionar algunos productos básicos de acuerdo a los criterios de precio de la mercancía o de atributos (características del producto).

Ante las situaciones de extrema dificultades económicas por las que transitan las familias principalmente en los países llamados en vías de desarrollo, se tiene la idea más o menos generalizable de que las decisiones de compra del consumidor están dictadas por el criterio de los precios. Situación que se generaliza desde la teoría microeconómica, cuando se establece la función clásica sobre cantidades demandadas por el consumidor en función de los precios como criterio de discriminación, así $Q_{dx}=f(p_x)$ bajo la condición, *ceteris paribus*.

No obstante lo anterior, acompañante de la modernización se erige campante la idea y practica de la diferenciación de productos como criterio de selección en la adquisición de productos básicos. Tal vez, por las siguientes razones a considerar, en primer lugar el posicionamiento que ofrece al consumidor esta práctica en la sociedad. Segundo, la idea que se selecciona por calidad o singularidad del producto y no por precios. Tercero, la diversidad de gustos y preferencias del consumidor que lo enfrenta cotidianamente ante un amplio abanico de alternativas. A caso no es en algún sentido la economía, la ciencia de la elección?

Resulta interesante descubrir y poner en la consideración del lector situaciones como ¿Qué modelos pueden servirnos en el propósito de especificar el

problema básico de diferenciación de productos?, ¿Qué tan aceptable es el criterio de discriminación a través de la diferenciación de productos en contraste con el criterio de los precios?, ¿Cuáles son los atributos que el consumidor tiene en mente una vez que ha decidido favorecer el criterio de compra basado en los atributos?

Estas y otras cuestiones son tratadas en este libro, para lo que se ha estructurado de la manera siguiente:

En el capítulo 1 se presenta una revisión de los principales trabajos de investigación en contextos particulares utilizados en el estudio de la diferenciación de productos; también se hace una inspección de los modelos de estimación de demanda, transitado en la mayoría de los casos con variables de elección discreta. Asimismo, se presentan los principales modelos dentro del análisis multivariable como un primer acercamiento a la posibilidad de modelar de forma factible el análisis y comprensión de las variables cuantitativas y cualitativas en la diferenciación de productos.

En el capítulo 2 se procede a la especificación teórica del modelo para enseguida, mostrar la especificación econométrica del modelo propuesto discurrendo las variables (covariables) diferenciadoras en el modelo inicial. Finalmente, se observa un análisis exploratorio y descriptivo de los factores teóricos seleccionados que se sugieren inicialmente en el proceso en la investigación.

En el capítulo 3, se estiman los parámetros del modelo propuesto y se examina tanto su estructura, como así mismo, la relación funcional entre las covariables seleccionadas y la variable respuesta, en el mismo sentido la contribución marginal de cada uno de los atributos explicativos. En conclusión, se efectúan

las pruebas pertinentes para probar entre otras, la significancia individual y la bondad de ajuste del modelo.

Finalmente, en el capítulo 4 se presenta al lector la validación del modelo propuesto y se procede a estimar la probabilidad a favor de la toma de decisiones de diferenciación de productos frente al dictamen de los precios. Enseguida, se clasifican a los individuos a los grupos de pertenencia de acuerdo a la calificación asignada a cada uno de los atributos seleccionados en el modelo, para a continuación plantear las principales conclusiones de esta indagación y de la misma forma las limitaciones encontradas en este proceso.

CAPÍTULO 1. UNA APROXIMACIÓN SOBRE LA MODELÍSTICA CON PRODUCTOS DIFERENCIADOS.

Mi propósito no es enseñar el método que cada uno debe adoptar, para conducir bien su razón; es más modesto; se reduce a explicar el procedimiento que he empleado para dirigir la mía.

Descartes, René, Discurso del Método.

1.1. Consideraciones iniciales.

Es importante establecer de inicio, que la literatura generalmente trata el tema de la modelística en la diferenciación de productos desde la perspectiva de la estimación de funciones de demanda y no desde las características particulares o factores que inciden de manera significativa como elementos de diferenciación en el producto por lo cual adquiere especial interés la presente investigación.

En este sentido, en el presente capítulo se presenta una revisión de los principales trabajos en diferentes contextos utilizados en el estudio de la diferenciación de productos, también se hace un repaso de los modelos de estimación de demanda utilizando en la mayoría de los casos variables de elección discreta.

A continuación, se proponen al lector los modelos de análisis multivariantes (de propósitos múltiples) como una alternativa factible en el análisis y comprensión de las variables cuantitativas y cualitativas en la identificación y explicación de los factores tangibles y no de la diferenciación de productos.

Finalmente, se revisa con especial interés los modelos de Regresión Logística simple (RLS) y Regresión Logística Múltiple (RLM), como métodos de investigación que permitan entender la relación funcional entre las variables exógenas y la dependiente (categórica y binaria) en la explicación y propuesta de un método de estudio de la diferenciación de productos en alimentos.

1.2. Experiencias con modelos de elección discreta.

Es preciso concebir, en primer término una serie de experiencias con modelos de elección cualitativas, así por ejemplo, para Akerberg y Rysman (2002), en su estudio sobre modelos de elección discreta en la estimación de las elasticidades del precio y sus efectos sobre el bienestar, destacan en especial la importante limitante a la que se someten estos modelos ya que experimentan a través del método de Montecarlo y las conclusiones obtenidas son restringidas con el método tradicional.

Por su parte, Dhar, Chavas y Cotterill (2003), desarrollan un modelo basado en un sistema de demanda casi ideal cuadrático, al que denominan (Q-AIDS), lo que hace posible conocer en forma más flexible al consumidor. Hay que acentuar aquí que se trata de una representación de demanda en un análisis empírico en el mercado de bebidas carbonadas con marcas diferenciadas y para ello hacen hincapié en latent separability mejora la eficiencia en la estimación de los parámetros en la función de demanda.

Lo mismo se puede decir del marcado interés por el desarrollo de los prototipos de elección discreta en la literatura sobre la modelística en las funciones de demanda, en este sentido Bajariy y Benkardz (2003), trabajan sobre modelos estructurales y de elección discreta de demanda sosteniendo la marcada superioridad de los modelos estructurales ya que en los modelos de elección discreta los supuestos son más restrictivos, pero más sencillos de implementar.

Orro (2003), explica los modelos de elección discreta con coeficientes aleatorios, validándolo a través de la estimación de la demanda en los transportes. El autor también le llama modelo con variación de gustos ya que

se centra con diferentes valoraciones de los atributos de los productos por parte de los consumidores, así mismo, destaca como tendencia en el uso de este tipo de modelos los logit mixtos en el manejo de la aleatoriedad. Finalmente, subraya la estimación de los parámetros a través de métodos bayesianos como alternativa a los métodos clásicos obteniéndose en su investigación buenos resultados.

En la misma dirección, por su parte, Carrasco (2001), hace una revisión de los modelos de elección discreta con datos de panel en su modalidad de efectos fijos y de efectos aleatorios y, de modelos de duración en tiempo discreto, en su trabajo valora la disyuntiva de cuál de los dos métodos es más adecuado en el tratamiento de variables discretas siguiendo como pauta en la decisión final la naturaleza y disposición de los datos en el problema a tratar.

Es preciso destacar una investigación muy interesante realizada por Dubé (2004), sobre diferenciación de productos y multiple discretenees, es decir compradores múltiples con compras múltiples aplicados al mercado de las bebidas suaves carbonadas, previendo sobre la misma suerte en otros productos en mercados de las sopas, galletas, entre otros. El autor enfatiza que en situaciones en donde se presenta el problema de multiple discretenees se violan algunos supuestos asumidos en la modelística de los Logit Multinomiales y Probit del comprador individual y la errónea especificación de este tipo de modelos puede llevar a conclusiones muy erróneas en la toma de decisiones en la administración empresarial, para ello el autor propone un modelo microeconómico alternativo para categorías que presentan el problema ya mencionado, en donde se parte de considerar el tiempo de compra y el periodo del consumo del artículo en cuestión. Metodológicamente, el autor procede a

analizar los datos a través de organizar su estudio y aplicación a un panel de familias compradoras de bebidas suaves carbonadas.

Por su parte, Berry y Pakes (2007), en un estudio sobre los modelos de demanda con características puras, subrayan el uso de los modelos de elección discreta con características finitas en los productos, pero así mismo, aprovechan el bagaje teórico en este tipo de modelística para desarrollar trabajo empírico. Reconocen por otro lado, que el incrementar el número de productos y características bajo estudio, así mismo, prueban las diferencias entre los modelos que consideran las características puras y los que incorporan diferentes atributos, los autores desarrollan un algoritmo para la estimación de los parámetros del modelo con características puras, finalmente contrastan los aspectos teóricos y computacionales entre ambos modelos.

No podemos perder de vista por su lado a Coto, Sainz y Núñez (2007), que durante el primer congreso de Logística y Gestión de la Cadena de Suministro celebrado en Zaragoza España, presentan la investigación sobre la determinación de las elasticidades en los modelos de elección discreta aplicada en el campo de los transportes, así calculan la elasticidad de cambiar el medio de transporte (vehículo privado), ante cambios en variables decisorias como lo son el tiempo y el costo en los transportes. Esto es, se estudia la sustituibilidad entre automóvil-camión en la ciudad de Santander en España. Este tipo de aplicación puede ser de interés en la medida del grado de sensibilidad de cambios en variables claves en la diferenciación de productos en la aceptación o no de algunos bienes.

En cuanto a los experimentos, Douglas y Wilson (2006), realizan un ejercicio con la finalidad de evaluar el desarrollo y rendimiento de los oligopolios

asimétricos con diferenciación de productos. Destacan que las predicciones realizadas con el razonamiento estático de los modelos de Nash son aceptables y exponen como limitantes la variabilidad de los mercados y empresas en la capacidad de predicción del Antitrust Logit Model, utilizado por los Estados Unidos para la detección de prácticas monopólicas en los procesos de fusión de empresas.

En el mismo sentido, Douglas y Wilson (2005) pero en la investigación; *Differentiated Product Competition and the Antitrust Logit Model: An Experimental Analysis*, comentan sobre la aplicación y relevancia del modelo Antitrust Logit Model (ALM), ya que según los autores predicen relativamente bien el comportamiento de los precios, incluso cuando no han sido especificadas correctamente las funciones de demanda.

Como se puede apreciar, en la revisión de la aportación teórica sobre la modelística en la diferenciación de productos, por lo general se hace referencia al uso de estos en el plano de la estimación de las funciones de demanda y en su inserción en la teórica de algunas estructuras de mercados en la explicación de su funcionamiento, tal como se mostró en el modelo ALM.

1. 3. Modelos de dependencia en análisis multivariable.

Ya hemos dicho, sin embargo, que el interés de la presente obra se centra en identificar y caracterizar los atributos más significativos en el proceso de diferenciación de productos y concretarse en las decisiones del consumidor a

través de la discriminación de tales atributos en el proceso de adquisición del producto. En este sentido, tenemos que ser más específicos en la elección del prototipo o mezcla de métodos que de mejor manera puedan discriminar entre los diferentes factores de diferenciación de acuerdo a la aportación teórica.

De esta manera, al realizar una revisión exhaustiva de modelos, se tiene que pueden ser de gran utilidad de acuerdo a su estructura y propiedades en la modelística, algunos de los prototipos de la llamada estadística multivariable, que a continuación se pasan a revisar y explicar.

Para comprender mejor estos modelos de entrada, sería importante distinguir el término “multivariante”, ya que para Hair, Anderson, Tatham y Black (1999) y asimismo para Álvarez (1995), se usa la misma denominación, en contraste con la denominación “multivariable”, de Lévy y Varela (2003). En cuanto a qué se va a entender por este concepto, Hair, *et. al.* (P.4), señala: “El análisis multivariante incluirá tanto técnicas multivariantes como técnicas multivariadas, debido a que los autores creen que el conocimiento de las técnicas multivariantes es un primer paso esencial en la comprensión del análisis multivariante”. Esto lleva a entender que las técnicas multivariantes incluyen el tratamiento de más de dos variables en un problema determinado y que por multivariante el elemento central está en las relaciones de las variables con la intención de determinar el valor teórico en una combinación lineal en la estructura del modelo, así, se tiene que:

$$k = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \omega_3 x_3 + \dots + \omega_n x_n \quad (1)$$

Donde, k (valor teórico), establece una relación lineal con distintas variables y su respectiva ponderación; precisamente son estas las que las técnicas multivariantes determinarán en lo sucesivo.

Por lo que respecta a Lévy y Varela (2003:P.6), establecen la siguiente definición: “el conjunto de técnicas estadísticas que de forma simultánea miden, explican y predicen todas las relaciones existentes entre los elementos que conforman una tabla de datos, proporcionando un resultado que debe ser interpretado minuciosamente por el analista”

Si revisamos con atención la ecuación (1), nos daremos cuenta que en esencia se busca el mismo propósito al conocer la relación, su significado y contribución en la explicación de un determinado, por lo que de aquí en adelante en esta investigación optaremos por referirnos a este conjunto de técnicas como multivariable.

Así, teóricamente sí definimos que Ω agrupa a variables endógenas en una relación de dependencia, tenemos que:

$$\Omega = x_{m1} + x_{m2} + \dots + x_{mn}, \text{ en el caso de variables métricas.}$$

Así como:

$$\Omega = x_{nm1} + x_{nm2} + \dots + x_{nmn}$$

En el caso de variables no métricas, esto es cualitativas.

Por tanto, sí examinamos la forma estructural de este tipo de modelos en lo general se puede deducir que, en la metodología para el estudio de la diferenciación de productos por lo pronto se encuentra una respuesta en el tratamiento de la información ya que tanto las variables respuesta en su relación funcional con las variables exógenas se pueden expresar en sus formas generales en su nivel de medición: esto es, métricas y cualitativas. Como se ha observado hasta ahora, en la aportación teórica en la construcción de modelos de demanda con diferenciación de productos el gran

uso que se hace de los modelos de elección discreta, es decir, tratamientos a la variable respuesta en forma cualitativa. De aquí que, en la elección del prototipo para identificar los factores significativos en la diferenciación se abre una ventana de oportunidad al contarse con mayor grado de libertad en el tratamiento de las variables de interés.

De acuerdo al estado del arte, las relaciones entre variables del análisis multivariable, pueden ser clasificadas en: técnicas de dependencia y técnicas de interdependencia. Para tener una apreciación clara sobre la clasificación de las técnicas de dependencia, *vid.* la siguiente tabla.

Tabla 1. Técnicas de dependencia.

Técnica	Variable dependiente	Variables independientes
Análisis de la varianza y la covarianza	Métrica	No métricas
Análisis discriminante	No métrica	Métricas
Regresión lineal múltiple Ídem con variables ficticias	Métrica Métrica	Métricas No métricas
Modelos de elección discreta Ídem con variables ficticias	No métrica No métrica	Métricas No métricas
Análisis conjunto	Métrica o no métrica	No métricas
Segmentación jerárquica	No métrica o métrica	No métricas
Análisis de ecuaciones estructurales	Métrica	Métricas o no métricas
Análisis con clases latentes	No métrica latente	No métricas observables

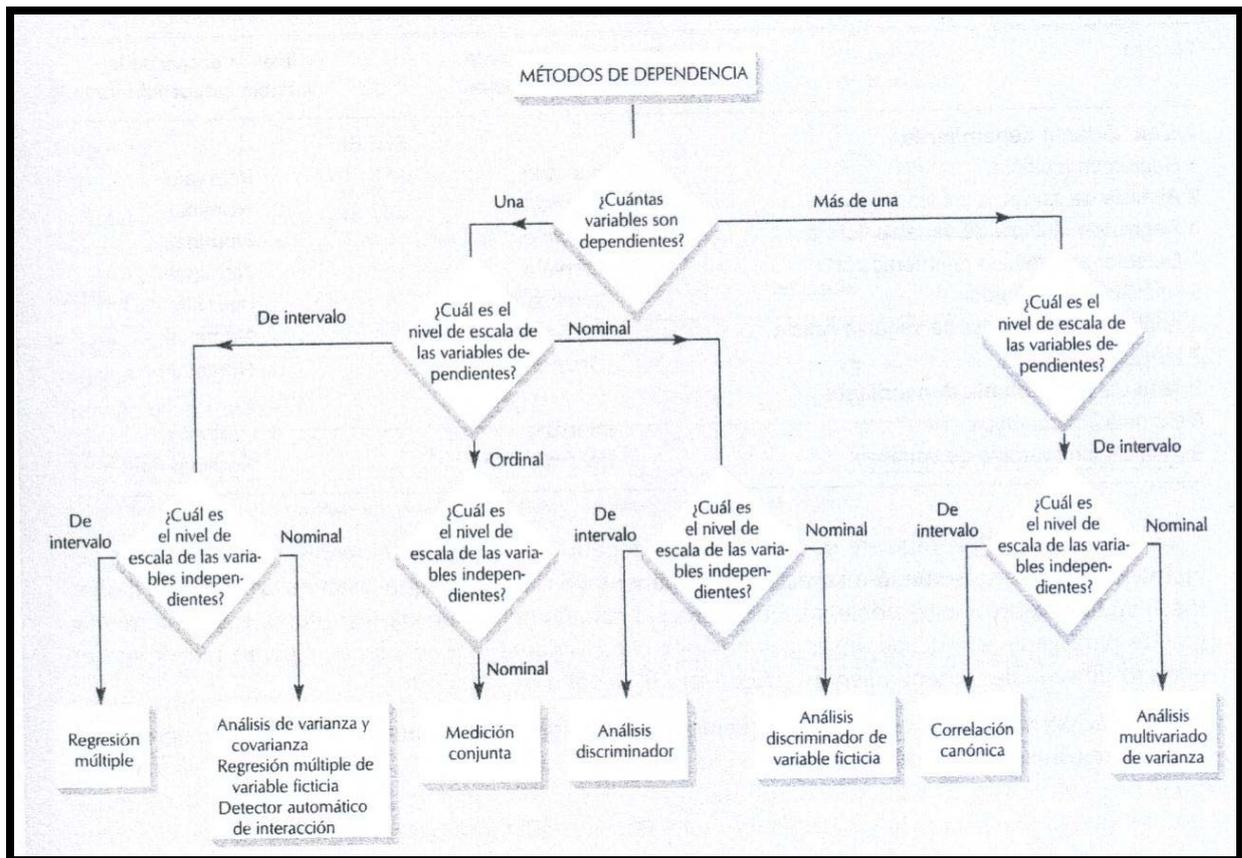
Fuente: Tomado de Lévy y Varela (2003:P.17)

Dado que, parte central de la investigación es la identificación de los factores de diferenciación del producto, el entendimiento entre las variables de interés de acuerdo a la aportación de las disciplinas sociales, en especial administración y mercadotecnia, así como razonar la contribución que cada factor métrico o no, tiene sobre el valor teórico o el constructo de la aceptación de productos (variable cualitativa) en el área de alimentos básicos. Así, el problema será abordado desde la perspectiva de las técnicas multivariantes de dependencia. Si se observan las tablas precedentes, se notará que de inicio se perfilan como buenos candidatos a ser utilizadas con fines analíticos los modelos: A). Modelos de Elección Discreta. B). Análisis Conjunto.

Ya que generalizando,

Así pues, siguiendo a Kinnear y Taylor (1998), nos presentan el siguiente esquema en donde clasifican a los métodos de dependencia.

Figura 1. Clasificación de los métodos de dependencia.



Fuente: Tomado de Kinnear y Taylor (1998:P.633),

Complementando con Hair, *et. al.* (1999), se tiene que, la variable respuesta (puede ser métrica o cualitativa) es única en una relación de la misma naturaleza con las variables exógenas. (no métricas). Lo mismo sucede con la estructura funcional de los modelos de elección discreta con la utilización de variables independientes ficticias. Por tanto, se aprecia la necesidad de abreviar en este tipo de estructuras en la identificación y explicación de los factores de diferenciación con la posibilidad real de poder extrapolar los resultados y cumplir con ello el propósito clasificatorio y predictivo en la investigación.

1.4. Técnicas de dependencia de segmentación jerárquica.

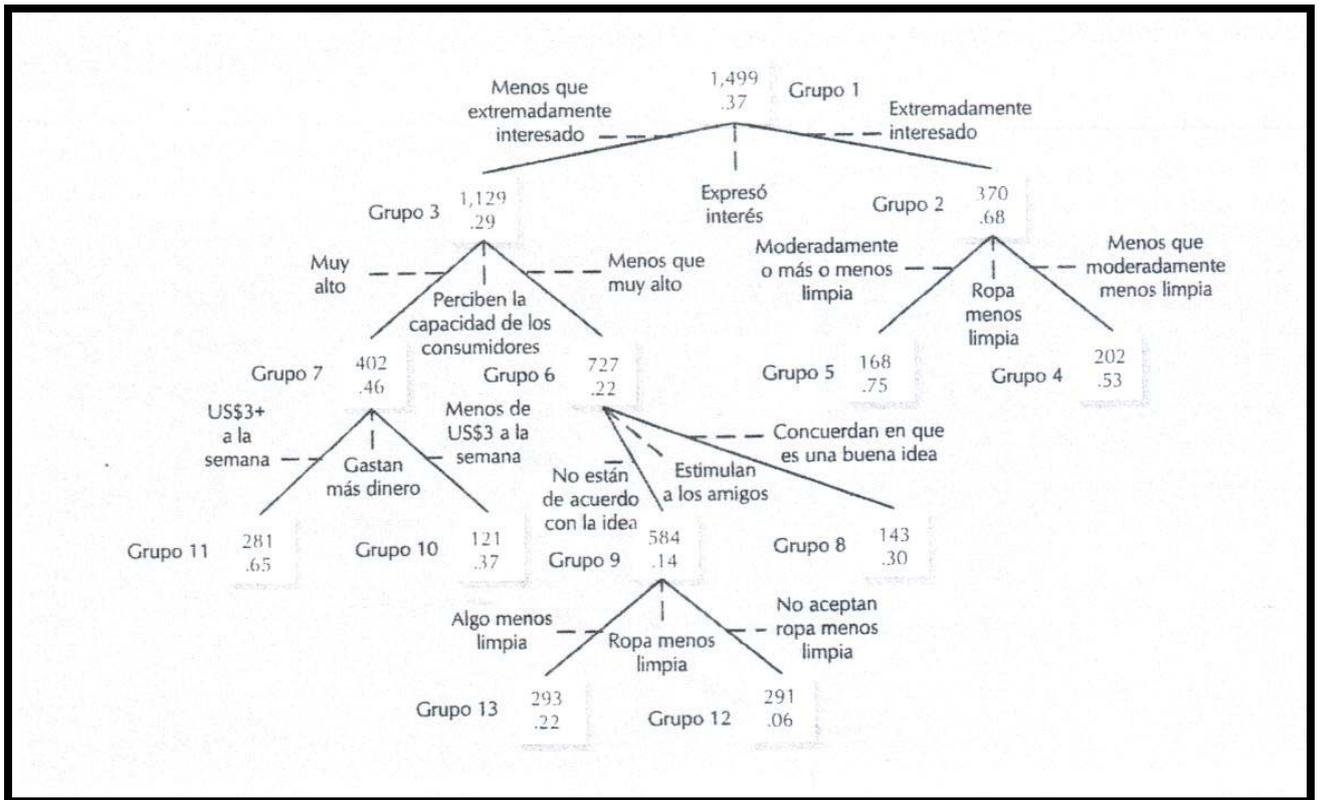
En el conjunto de técnicas de dependencia clasificadas como de segmentación jerárquica, tenemos que:

Si retomamos: $k = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \omega_3 x_3 + \dots + \omega_n x_n$ (1)

Por consecuencia, por ejemplo, en el caso de la detección automática de interacciones (AID), (que busca a través de la variable dependiente la integración o formación de grupos, es decir sirven principalmente para segmentar) su patrón de comportamiento no se ajusta a la estructura de la ecuación anterior ya que se basa en un algoritmo que busca particionar en forma dicotómica los grupos (en realidad es un análisis de varianza secuencial). Así para Santesmases (2001), el AID, busca maximizar la varianza Inter-grupos o minimizar la varianza intra-grupos. Una de de sus principales críticas y por lo que quedaría descartada en el análisis como modelo principal es que no proporciona información sobre los valores n (pesos específicos) en la explicación de un problema clásico de dependencia, así como no aclara la relación funcional entre las variables de la ecuación (1), limitando con ello la capacidad predictiva del modelo. Adicionalmente, los tamaños de muestra recomendados para esta técnica multivariante son muy grandes 1000, habitualmente, Lévy y Varela (2003), lo que la convierte en una fuerte limitante en el uso de este tipo de prototipos.

Un buen ejemplo en la representación en la solución de un problema clásico en el modelo de dependencia AID, se muestra a continuación en Kinnear y Taylor. (1998). Para mayor detalle *vid.*, a los mismos autores (PP. 639-640)

Figura 2. Ejemplo de caso de procedimiento AID.



Fuente: Tomado de Kinneary y Taylor. (1998: P.639).

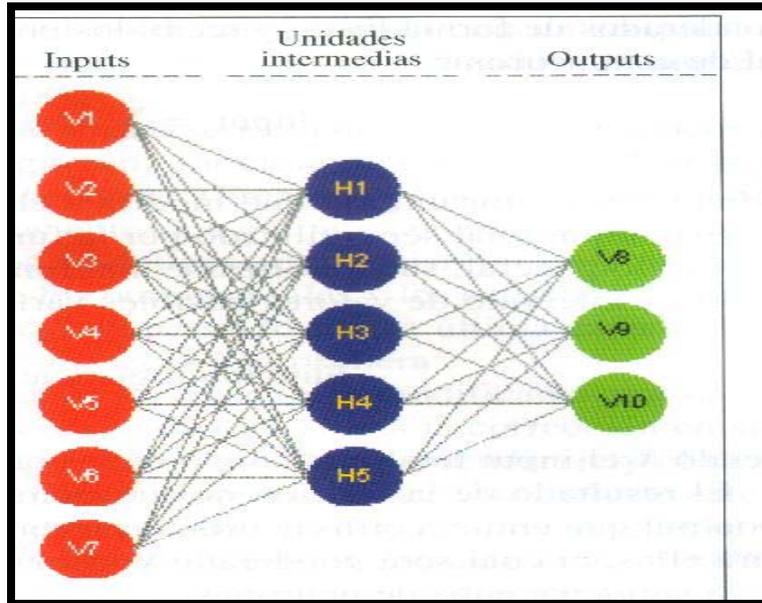
Una derivación de AID, lo constituye CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detection), que básicamente busca el mismo propósito pero supera algunas de las restricciones de AID, tales como el hecho de que las particiones en los grupos de interés ya no son dicotómicas si no que puede generar una representación en forma de árbol con más de dos ramificaciones (para ello utiliza el estadístico de prueba Chi-Cuadrada, χ^2) lo que lo constituye en una técnica más conveniente a ser utilizada solo de forma complementaria. Otra diferencia con AID, es que conserva todas las categorías heterogéneas con relación a la variable dependiente, adicionalmente, es posible conocer el efecto interacción entre las variables. A pesar de ser una herramienta poderosa en la segmentación de mercados y el posicionamiento de productos, Lévy y Varela (2003). Se podrá considerar como alternativa en forma complementaria con la

fuerte restricción principal de este tipo de modelos, no existe una relación funcional clara entre y y las variables predictoras x_1, x_2, \dots, x_n (Santestanes, 2001; Lévy y Varela, 2003) y el uso de tamaños de muestra muy grandes, por lo general 1000.

1.5. Otras técnicas.

En lo que concierne a otras técnicas, tenemos que uno de los métodos clásicos que llama fuertemente la atención dentro de las técnicas multivariantes es sin duda el análisis con redes neuronales (ARN), ya que en el procedimiento general trata de reproducir el funcionamiento cerebral humano en la búsqueda de respuesta en la investigación social. Así, se hace uso de algoritmos que permiten simular el funcionamiento del cerebro humano y se establecen analogías, por ejemplo la unidad básica y fundamental del ARN la constituyen las neuronas (nodos, en Hair, *et. al.* 1999) que en el contexto de la investigación multivariante se utiliza como el procesador de la información que fluye en forma unidireccional de atrás hacia adelante en un esquema general de entradas de información (inputs), procesamiento en la capa intermedia de la información dándose la función de transferencia hacia las salidas en forma de outputs, todas las neuronas se organizan en capas no teniendo conexión entre ellas, la información se transfiere de la capa intermedia a través de una función sigmoide generalmente. Lévy y Varela, (2003). El proceso es iterativo ya que, el error si rebasa a un umbral determinado en el modelo se vuelve a introducir hasta su corrección, de aquí su nombre de algoritmo de retro propagación que retransfiere en forma sináptica (conexión de una neurona con otra). *vid.*, figura 3.

Figura 3. Propagación sináptica en el modelo de redes neuronales.



Fuente: Tomado de Santesmases (2001:P277).

Los problemas de redes neuronales han sido abordados desde los enfoques de perceptrón multicapas, función de base radial y el modelo de Kohonen, (Santemeses, 2001; Lévy y Varela, 2003: Hair, *et. al.*, : 1999). Este tipo de modelos se constituyen en procesos iterativos en donde se busca gradualmente la reducción del error, por lo que haciendo su símil con el funcionamiento del cerebro humano, se basan en el “aprendizaje”. Es importante destacar que en el caso de los primeros dos métodos se puede comparar el patrón de salida (variable dependiente), por lo que reciben la denominación de modelos supervisados. Ahora bien, ¿Cual es la medida de bondad de un modelo ARN?, esto es, ¿qué tan bueno o apropiado resulta el modelo con relación al rendimiento de la red neuronal? La medida utilizada si el output es a nivel de medición métrica es generalmente el error cuadrático

medio. $(ECM) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i)^2$, donde, n representa el número total de estimaciones de cada iteración.

Las principales limitaciones en el uso de este tipo de modelos están relacionadas fuertemente con la falta de interpretación adecuada de las variables input (sus ponderaciones), ya que por el proceso de aprendizaje del sistema continuamente se modifican de una iteración a otra, por lo que estrictamente hablando no se puede hablar de un modelo de causa a efecto o por lo menos su forma de procesar y presentar la información al investigador es de la forma de “caja negra” Hair, *et. al.* (1999).

Algunas de las áreas donde han encontrado aplicación en el campo de las disciplinas económicas administrativas son; segmentación de mercados, posicionamiento de productos, pronósticos de demanda, entre otras. Lévy y Varela, (2003). De la misma manera, en estudios de factores que contribuyen en la relación de calidad entre comprador y vendedor (Wray, Palmer y Bijou, 1994), citado por Santesmases, (2001). Por lo que si bien no responden satisfactoriamente a establecer la valoración más objetiva de los factores explicativos en la diferenciación de productos, habrá que tenerlos en cuenta en el futuro.

Por lo que respecta a métodos de reciente impulso en la toma de decisiones en el contexto del análisis multivariable en sus diferentes ámbitos, se tienen un conjunto de técnicas agrupadas bajo la denominación de métodos de decisión multicriterio discreta, *vid.*, Levy y Varela (2003).

Así, son métodos que pueden ser comprendidos de acuerdo a Martínez (1997) generalmente a través de:

- 1) Conjunto de alternativas estable, generalmente finito.
- 2) Familia de criterios de evaluación (atributos, objetivos) que permiten evaluar cada una de las alternativas (analizar sus consecuencias), conforme a los pesos (o ponderaciones) asignados por el agente decisor y que reflejan la importancia (preferencia) relativa de cada criterio.
- 3) Una matriz de decisión o de impactos que resume la evaluación de cada alternativa conforme a cada criterio; una valoración (precisa o subjetiva) de cada una de las soluciones a la luz de cada uno de los criterios; la escala de medida de las evaluaciones puede ser cuantitativa o cualitativa.
- 4) Una metodología o modelo de agregación de preferencias en una síntesis global; ordenación, clasificación, partición, o jerarquización.
- 5) Un proceso de toma de decisiones (contexto de análisis) en el cual se lleva a cabo una negociación consensual entre los actores o interesados. (P.3)

Levy y Varela (2003), identifican en términos generales dos métodos: ELECTRE, en su modalidad (I, IS, TRI, II, III y IV) y el Proceso Analítico Jerárquico (AHP, Analytical Hierarchy Process), en cambio, Rodenas y Barberis (sf) reseñan el método PROMETHEE, en sus versiones (I, II, III, IV y V).

Si analizamos con detenimiento la estructura que presenta este tipo de modelos, *supra.*, Martínez (1997), entonces en parte podremos deducir razones importantes para no utilizarlos en la identificación y explicación de los elementos diferenciadores en los productos en la presente investigación. Veamos: Primero, en la estructura del problema no se manifiesta una relación funcional de dependencia entre la variable respuesta y las variables exógenas,

por lo que no permite conocer en forma más o menos objetiva la contribución marginal de cada variable de interés en la explicación del problema. Segundo, en la tarea de asignar los pesos relativos a cada criterio de decisión se conduce de manera subjetiva por el centro decisor. Tercero, según Bustos (sf), complementando el punto anterior se tiene que, no se entiende con claridad la intensidad con el que el i esimo criterio se prefiere al j esimo criterio, es importante reconocer que los $\sum \omega_i = 1$ (pesos asignados). Finalmente, siguiendo a Ródenas y Barberis (sf), la amplia gama de metodologías con sus respectivos algoritmos y tratamientos particulares plantea la posibilidad de encontrar resultados disímiles en el tratamiento del mismo problema.

1.6. Los paradigmas de dependencia: regresión logística simple y múltiple en el estudio de la diferenciación de productos.

En una primera aproximación a los modelos para validar empíricamente el problema de la diferenciación de productos alimenticios básicos, se parte de reagrupar la ecuación (1) con la incorporación de un término de error estocástico (ϵ):

$$k = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \omega_3 x_3 + \dots + \omega_n x_n + \epsilon \quad (1)$$

Por lo tanto, de la expresión anterior, se pueden identificar los siguientes elementos estructurales, *vid.*, Gujarati (2000), que permitirán en lo subsiguiente ir revisando y evaluando la factibilidad de los modelos propuestos en la consecución de los objetivos planteados en la investigación:

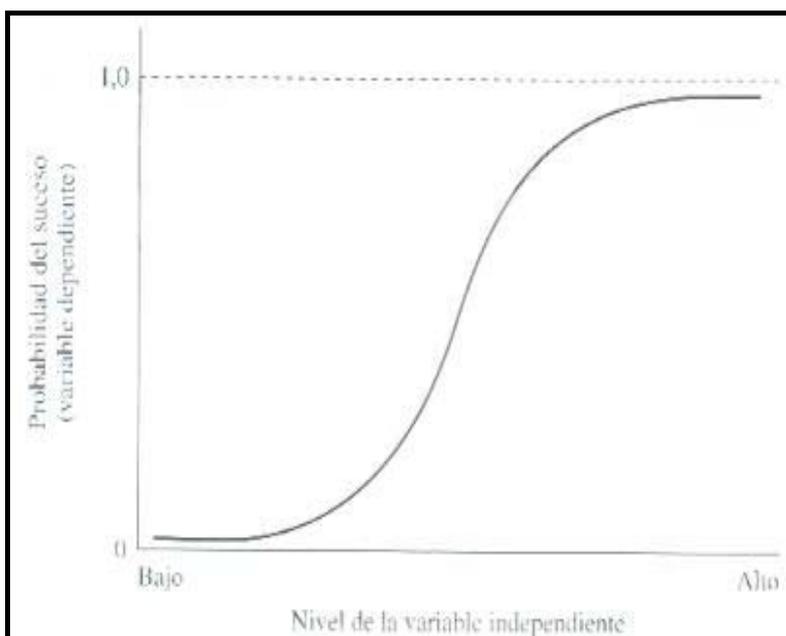
- 1.) k , *valor teórico (variable respuesta).*
- 2.) ω_i , *parámetros o coeficientes de la ecuación.*
- 3.) x_i , *variables independientes.*

4.) , residual o término de error estocástico.

Analicemos, pues, el modelo de Regresión Logística (RL), a la luz de su estructura funcional. Primero, con relación a los valores y , tenemos que para Hair, Anderson, Tatham y Black (1999), en una primera versión de este modelo la consideran como una variable dicotómica (binaria), es decir, se refieren a una variable respuesta de dos grupos, a diferencia de la Regresión Múltiple, (RM) que predicen las probabilidades de ocurrencia del fenómeno a analizar. Por lo que los valores respuesta se encuentran acotados entre los valores 0 y 1.

Para modelar la relación funcional entre y_k y las x_n Hair., *et. al.*, (1999), nos presentan la siguiente representación sigmoide:

Figura 4. Representación sigmoidea de la función logística.



Fuente: Tomado de Hair., *et. al.*, (1999: P. 281)

Especificando, la parte generalizada funcional de , en su forma operativa, según Gujarati (2000), tenemos que:

Si p_i = probabilidad de éxito de un evento determinado.

Una forma de modelar un problema con variable dependiente dicótoma, puede ser:

(3) Función de Distribución Logística.

Donde

La probabilidad de no ocurrencia del evento, se puede establecer como:

$1-p_i$ La variable respuesta puede quedar expresada como la siguiente razón de probabilidades (odds ratio): =

Para Figueroa (2009), los problemas a abordar del modelo precedente quedan resueltos, si p_i toma valores de 0 y 1 de la siguiente manera:

$$\text{Si, } z \rightarrow \pi_i = \frac{1}{1 + e^{-z}} = \frac{1}{1 + 0} = 1$$

$$\text{De la misma forma, Si, } z \rightarrow -\infty \pi_i = \frac{1}{1 + e^{\infty}} = 0$$

Ahora bien, este modelo también puede ser presentado de la siguiente manera en relación a su variable respuesta, así para Pyndyck y Rubinfeld (2001), el modelo se basa en la siguiente expresión de probabilidad logística acumulativa:

$$\pi_i \quad (4)$$

Donde e , base de logaritmos naturales, el autor retoma (4) y multiplica ambos lados de la ecuación por $(1 - \pi_i)$ y se obtiene $\pi_i(1 - \pi_i) = \frac{e^{-z}}{(1 + e^{-z})^2}$, para luego dividirlo entre π_i y restándole 1, tenemos: $\frac{1 - \pi_i}{\pi_i} = \frac{e^{-z}}{1 + e^{-z}}$, como $\frac{1 - \pi_i}{\pi_i} = \frac{e^{-z}}{1 + e^{-z}}$ aplicando el logaritmo natural en ambos lados, tenemos que:

Por tanto, retomando (4), finalmente se puede expresar la variable respuesta como:

$$z = \ln\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) \quad (5)$$

Autores principales en la Regresión Logística son Hosmer y Lemeshow (1989), que en su trabajo clásico Applied Logistic Regresión, razonan de la siguiente manera en relación al valor esperado de la variable respuesta en una función lineal como:

De donde se establece que x se mueve en rangos de y . Pero con variables de respuesta de tipo dicotómica los rangos se establecen en $0 \leq E(y/x) \leq 1$. Si, , Por lo tanto el modelo Logístico se especifica como:

(6)

Finalmente, efectúan una transformación logística definiéndola en términos de:

, así, = (7)

Para seguir a Ferrán (2001), digamos que: = y , entonces: = una forma adicional de presentar el modelo es:

$$= (\dots) \quad (8)$$

Segundo, con relación a η , parámetros o coeficientes de la ecuación (en términos generales), se tiene que para Gujarati (2000), esos parámetros quedan expresados en términos de las siguientes literales: β y α , así tenemos que, si: $\ln \pi = \beta_0 + \beta_1 x$ linealizando la expresión, $\ln \frac{\pi}{1-\pi} = \beta_0 + \beta_1 x$, ahora bien, ¿qué interpretación hace el autor de estos coeficientes o parámetros?. En el contexto de un problema que relaciona los niveles de ingreso con las probabilidades de adquirir una casa, Gujarati (2000), comenta:

La interpretación del modelo logit es la siguiente: β_1 es la pendiente, mide el cambio en $\ln \frac{\pi}{1-\pi}$ ocasionado por un cambio unitario en x , es decir, dice cómo el logaritmo de las probabilidades a favor de poseer una casa cambia a medida que el ingreso cambia en una unidad, por ejemplo US \$ 1000. El intercepto β_0 es el valor del logaritmo de las probabilidades a favor de poseer una casa si el ingreso es cero. (P.544).

Ahora bien, si la variable dependiente queda expresada como un odds ratio, según Hair, et., al. (1999), entonces, los coeficientes quedan expresados como

exponentes en la siguiente expresión: $\pi = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}}$ (9)

Por lo que es necesario, volver a transformarlos al aplicarles el anti log, los signos de los coeficientes, pues se interpretarían de la siguiente manera:

Tabla 2. Signos e interpretación de los odds ratio.

Signos de los	Transformación anti log	Odds ratio
positivo	> que 1	Aumentara
negativo	< que 1	Disminuirá
cero	= 1	No produce cambios

Fuente: Elaboración propia con información de Hair, et., al. (1999:P.283).

Complementando lo anterior, de acuerdo a Álvarez (1995), con respecto al significado de los coeficientes en la explicación o contribución de la variable de respuesta binaria tenemos que:

Por lo expuesto es fácil comprender que, el signo de los coeficientes tiene un significado importante. Si los coeficientes de las variables son positivos, eso significa que la variable aumenta la probabilidad del suceso que estamos estudiando. Si este fuera una enfermedad, el factor cuyo coeficiente es positivo aumentaría la probabilidad de padecer la enfermedad y, por lo tanto, dicho factor sería un factor de riesgo. Si el coeficiente es negativo, el factor cuyo coeficiente es negativo disminuye la probabilidad del suceso que estamos estudiando; en caso de que dicho suceso fuera una enfermedad, estaríamos ante un factor de protección. (P.158).

Tercero, en lo que se refiere a las variables independientes o explicativas en el modelo (RLS), un modelo simple solo incluye una variable explicativa, pudiendo representarse de la siguiente manera:

, pero así mismo, un modelo se puede especificar como un modelo múltiple de la siguiente forma: (10), es importante destacar que las variables explicativas pueden ser tanto cuantitativas como cualitativas. En el caso de las cualitativas es necesario convertirlas en dummy. Una dummy es una variable cualitativa, siempre y cuando tengan la propiedad de ser codificadas en forma numérica con la regla conocida de que si se tienen k número de categorías, entonces habrá que crear $k-1$ variables dummy. Álvarez (1995).

¿Qué sucede cuando en un modelo RL, se tienen más de una variable explicativa? Para Álvarez (1995), es necesario comprobar si existe efecto interacción entre las variables consideradas en el modelo, de tal forma que si retomamos la ecuación (10) y la simplificamos, obtenemos la ecuación (3): $y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_1 x_2 + \epsilon$, el exponente puede tener incluidos varias x_i , por ejemplo si:

(11)

Entonces, se habla de un modelo con interacción binaria (β_1) en la primer parte y de una interacción terciaria (β_2), en la última parte. Para obtener al final un modelo de regresión logística múltiple (RLM).

Cuarto, como parte estructural del modelo tenemos el término de error, residuales o perturbación aleatoria (ϵ_i). Así, Pyndyck y Rubinfeld (2001) relacionan la probabilidad de éxito con las variables explicativas, suponiendo que la media del residual es cero. Luego, púes:

$E(\epsilon_i) = (1-p_i) - p_i = 0$, por lo que en términos de

= ,

Tabla 3. Distribución de probabilidad de

y_i		Probabilidad
1	p_i	p_i
0	$1-p_i$	$1-p_i$

Fuente: Tomado de Pyndyck y Rubinfeld (2001: P. 314)

Otra forma de expresar lo anterior lo tenemos en Hosmer y Lemeshow (1989), cuando fija el valor de salida como: y_i , donde p_i es la probabilidad de éxito del evento considerado, si $y_i = 1$, entonces, con probabilidad p_i y el caso

complementario, si p , entonces $1-p$, con probabilidad $1-p$, por lo que el residual se distribuye de acuerdo a $\sim (0, [1-p])$

En donde la media de una distribución binomial, se obtiene de np , en cambio la varianza, se obtiene de $np(1-p)$. Según Lind, Marchal y Wathen (2005).

Para concluir, Gujarati (2000), plantea que la distribución del error (ϵ), cuando el número de casos es elevado (N), sigue una distribución normal (como:

CAPÍTULO 2. ESPECIFICACIÓN DEL PROTOTIPO PARA DIFERENCIACIÓN DE PRODUCTOS.

¿Por qué introducir más variables? Permita que u_i represente todas las demás variables. Por supuesto, no se deben excluir variables relevantes e importantes solo para mantener simple la forma del modelo de regresión.

Gujarati, Damodar, Econometría.

2.1. Preliminar.

Al abordar el presente capítulo se pretende presentar la identificación de los principales componentes o atributos tangibles e intangibles, que de acuerdo con el estado del arte existen para la diferenciación de los productos, para ello se retoman y tamizan las aportaciones de los principales autores ya analizados en el capítulo 2. Esta tarea es imprescindible en una segunda etapa para la especificación teórica o matemática en un primer momento para, posteriormente, mostrar la especificación econométrica del modelo propuesto considerando los factores diferenciadores en el prototipo inicial. Para tal cometido, se inicia el capítulo explicando en forma breve pero concisa la parte central en la especificación abordada desde la perspectiva de la metodología econométrica clásica o tradicional.

Al final, se muestra al lector el análisis exploratorio y descriptivo de los factores teóricos seleccionados que se sugieren inicialmente en el proceso en la investigación transversal de diferenciación de productos y que a la postre serán sometidos a distintas pruebas para su correcta especificación y posterior estimación en el modelo aplicado.

2.2. Especificación del modelo teórico para la diferenciación de productos.

Antes de tratar propiamente la identificación y clasificación de los factores diferenciadores de productos, debemos precisar sobre la especificación de un modelo que se abordará desde la perspectiva de la metodología econométrica tradicional o clásica en dos tiempos; primero, desde la representación estructural o matemática, segundo, sobre la especificación propiamente empírica o econométrica. Para Gujarati (2000), una vez planteada la pregunta de interés o la hipótesis a probar, enseguida es preciso especificar el modelo matemático de la teoría y después especificar el modelo econométrico de la teoría.

Especificación del modelo matemático y econométrico de la teoría.

Así, en lo que corresponde al primer caso, en la diferenciación de productos el modelo matemático de la teoría, de una sola variable explicativa, tenemos; , según Pyndyck y Rubinfeld (2001), alternativamente se puede presentar

también como: , Hosmer y Lemeshow (1989) y, en el caso de un modelo de regresión logística múltiple, recogemos la expresión de Álvarez (1995).

De la misma manera, el modelo puede ser expresado a través de la linealización de en la forma siguiente:

Si; es la probabilidad de ocurrencia de un evento, por tanto $1-p_i$ lo es de no ocurrencia del evento, por consiguiente si se expresa la variable respuesta en términos de odds ratios:

$\ln \left(\frac{p_i}{1-p_i} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n$, ahora se aplica el L_n , de este modo se obtiene que;

$L_n(\ln \left(\frac{p_i}{1-p_i} \right)) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n$, si consideramos adicionalmente que:

Se tiene finalmente linealizada la función. Gujarati (2000).

En síntesis en el modelo matemático para la diferenciación de productos se distinguen:

A) La variable respuesta.(expresada en odds ratio)

B) Las variables explicativas (x_n)

C) Los parámetros del modelo α y β

Nótese que en el paradigma anterior no aparece el término error o residual (ϵ).

Con relación al modelo econométrico de la teoría (diferenciación de productos), mantiene las mismas propiedades que el anterior pero ahora la función se vuelve probabilística, con lo cual se incorpora en el modelo la influencia de variables no consideradas inicialmente en la explicación del problema y que son englobadas dentro de un término de error en el modelo, llamado tradicionalmente, error, perturbación, residual (ϵ), entre otros términos y que se manifiestan en el modelo como una variable aleatoria de tipo estocástica.

Finalmente, las pruebas para detectar omisión de variables significativas o relevantes, variables irrelevantes en el modelo, errores de medición, así como revisión de la forma funcional en cómo se relacionan las variables de interés, se abordarán una vez que se inicie y durante el proceso de estimación del modelo.

2.3. Atributos tangibles e intangibles como elementos teóricos en la diferenciación de productos.

Es importante, antes de presentar los elementos o variables diferenciadoras del producto, precisar el nivel y categoría de conceptualización de lo que en esta investigación entendemos por producto. Si consideramos la aportación de Lerma (2004), sobre la estructura del producto como la distribución, niveles y orden de los componentes que lo llevan a presentar tres categorías; producto esencial, producto ampliado y plus. Entonces, podemos precisar en esta investigación que la categoría en la medición del concepto producto se corresponde con el de producto ampliado, entendiéndose:

Producto ampliado, aumentado o extendido son todos aquellos elementos distintivos que acompañan al producto esencial (intrínseco), al cual le provee de alguna utilidad, sin que ello sea una función adicional. Por lo que, se considera pues, además al envase, marca, presentación, calidad, estilo, etiqueta, etcétera. Lerma (2004).

Una vez definido conceptualmente la categoría de producto y realizado el proceso de revisión exhaustiva de la literatura con relación a los factores o variables relevantes como elementos diferenciadores (tangibles y no) de los productos, en particular de alimentos básicos de consumo humano, se procede a presentarlos relacionándolos con los principales autores de acuerdo a la importancia que estos le atribuyen en el desarrollo de su teoría en el campo de la administración, economía, pero en forma particular en el área de la mercadotecnia, apoyándonos para tal propósito en la reseña y descripción del capítulo 2. Revisión Crítica de Enfoques para Identificación, Selección y Especificación de Atributos Diferenciadores de Productos.

Así, para Stanton, *et. al.*, (*op.,cit.*), los principales atributos están representados en el esquema ya mostrado en la figura 5 de este documento, de los cuales inicialmente dada la naturaleza de los grupos de productos a analizar (cárnicos y aceites comestibles), se destacan el diseño, la marca, el color (del producto intrínseco) y el envase (en el caso de los aceites comestibles) o del empaque (en el caso de los cárnicos), así mismo de la calidad del producto, todos estos factores de diferenciación son conceptualizados y analizados a la luz de los diferentes autores presentados en el capítulo 2, *passim*.

Una variable de discriminación de productos a la que se le da un tratamiento aparte y recurrente en diversos autores y por tanto, necesaria desde la perspectiva teórica en la especificación del modelo a desarrollar en la investigación lo constituye sin duda la publicidad, *cf.*, Kotler, Bowen y Makens (2004), Arens (2000), Dorfman y Steiner (1954), Morandi (2007), Samuelson (2006), Appleyard y Field (2003) y Mochón (2004), *v. gr.*

Por otra parte, dentro de los factores explicativos bajo el contexto de la especificidad de los grupos de productos considerados en la presente investigación se tiene el sabor (productos de consumo humano analizados). Es claro que existen otros factores específicos o no del grupo de productos que están presentes en la toma de decisiones de los consumidores en torno a la discriminación de productos por diferenciación contraria a la discriminación de productos a través del precio, pero que en atención al principio de la parsimonia en la construcción de modelos se dejan inicialmente de lado contenidos a través del termino de error (ϵ).

También, en forma de resumen se presentan los 7 atributos de diferenciación de productos y 7 de diferenciación potencial de sujetos incluidos en la muestra que fueron entrevistados.

Tabla 4. Atributos de diferenciación de productos considerados.

ATRIBUTOS DE DIFERENCIACION	VARIABLES DE DIFERENCIACION SOBRE LOS SUJETOS ENTREVISTADOS
PUBLICIDAD	ZONA GEOGRAFICA
DISEÑO DEL PRODUCTO	SEXO
MARCA	EDAD
COLOR	NIVEL DE ESTUDIOS
EMPAQUE O ENVASE	HABITANTES POR HOGAR
CALIDAD	NUMERO DE PERSONAS QUE CONTRIBUYEN CON EL GASTO EN EL HOGAR
SABOR	NUMERO DE SALARIOS MINIMOS PERCIBIDOS EN EL HOGAR

Fuente: Elaboración propia.

Definición conceptual de los atributos considerados.

Es preciso simplificar, por lo que, a continuación se presenta la definición conceptual de cada una de las variables o atributos de diferenciación utilizada en la práctica de la mercadotecnia y con la cual nos comprometemos en el contexto de esta investigación.

En lo sucesivo entenderemos por publicidad, la divulgación de noticias o anuncios de carácter comercial para atraer a posibles compradores, usuarios, etc. Según el Diccionario Manual e Ilustrado de la Lengua Española (1989), se adopta esta definición ya que el tratamiento diverso y profuso dado a la publicidad haría más complicado su entendimiento para los propósitos de la investigación, por ello se decide acotarlo y precisarlo de esta manera.

Con relación al diseño de productos, asumimos la siguiente definición:

Arreglo de los elementos que colectivamente forman un bien o un servicio. El buen diseño de un producto puede mejorar el carácter comerciable de un producto haciéndolo más fácil de operar, realzando su calidad, mejorando su apariencia o reduciendo los costos de producción. Stanton, *et. al.*, (2007; pp. 290-291)

De la misma manera entenderemos por marca del producto:

....Nombre o símbolo con el que se trata de identificar el producto de un vendedor o grupo de vendedores y de diferenciarlo de los productos competidores.....Para los consumidores, las marcas facilitan la identificación de los bienes o servicios. Esto ayuda a los compradores para que hagan rápidamente su recorrido por el supermercado, punto de venta de descuento u otra tienda detallista,..... Stanton, *et. al.*, (2007; PP.272-273)

Continuando con nuestras definiciones conceptuales, corresponde a las variables envase y empaque. Con relación a la primera, tenemos que:

El envase es el recipiente que contiene el producto individual (en unidades de venta al menudeo) con el propósito de unificarlo, protegerlo, conservarlo y transportarlo. Además, eventualmente, el envase también cubre las funciones de dosificar y exhibir el producto.....en muchas ocasiones es el elemento que llama la atención del consumidor y, en cierta forma, le sugiere que lo compre y lo consuma, comunicándole que aquello que el envase contiene, vale lo que cuesta Lerma (2004: pp.33-34)

En lo que se refiere al empaque se entenderá, como; las actividades tendientes a diseñar y producir el contenedor o envoltura de un producto, buscando con ello varios propósitos; protección del producto, convencer a los intermediarios a

través de un empackado eficaz y atractivo y, consecuentemente ayudar en la labor de convencimiento a los consumidores del producto vía una buena forma de empackado del mismo. Stanton, *et. al.*, (2007)

Una variable sujeta a infinidad de definiciones conceptuales lo constituye la calidad, para propósitos de esta investigación nos comprometemos con la percepción que de ella tiene el consumidor sobre los productos que valora y demanda, así:

....La calidad la define el cliente, es el juicio que éste tiene sobre un producto o servicio, el cual por lo general es la aprobación o rechazo. Un cliente queda satisfecho si se le ofrece todo lo que él esperaba encontrar y más. Así, la calidad es ante todo *satisfacción del cliente*. Ésta está ligada a las expectativas que el cliente tiene sobre el producto o servicio, tales expectativas generadas de acuerdo con las necesidades, los antecedentes, el precio, la publicidad, la tecnología, la imagen de la empresa, etcétera. Se dice que hay satisfacción si el cliente percibió del producto o servicio al menos lo que esperaba. Gutiérrez y De la Vara (2004: P.8)

Dada la naturaleza del grupo de productos que se analizan en esta investigación, es necesario incorporar la variable y propiedad del sabor de los alimentos. Según el Diccionario Manual e Ilustrado de la Lengua Española (1989), el sabor se define como, sensación que ciertos cuerpos producen en el órgano del gusto. Complementando con saborear; percibir detenidamente y con deleite el sabor de una cosa.

Finalmente, nos referimos a la variable color, destacando que esta propiedad la delimitamos sólo para el producto intrínseco (dada la naturaleza de los

productos bajo estudio; cárnicos y aceites comestibles) y no para el envase, marca, etc. Así, se considera importante desde la perspectiva de la mercadotecnia y factor determinante en varios productos en su rechazo o aceptación. Los colores son de hecho importantes en el envase o en la marca y han tenido mucho éxito en las actividades del diseño de ropa o en la industria automotriz, sólo por citar algunos ejemplos. Stanton, *et. al.*, (2007).

2.4. Análisis descriptivo de los factores significativos en la diferenciación.

Antes de analizar en forma descriptiva los factores de diferenciación seleccionados y conocer su diagnóstico y patrón de comportamiento, se presenta información general relativa a las características de los entrevistados seleccionados en forma aleatoria en forma sistemática cada $k=3$ sujetos en el proceso de levantamiento de la información por el procedimiento de intercepción en centro comercial.

En primer término, se identifican las zonas geográficas de la ciudad de Culiacán en donde fueron seleccionados en primera instancia los centros comerciales (22 establecimientos, la mayoría hipermercados con presencia nacional), conglomerados en donde en segunda instancia se eligieron a los

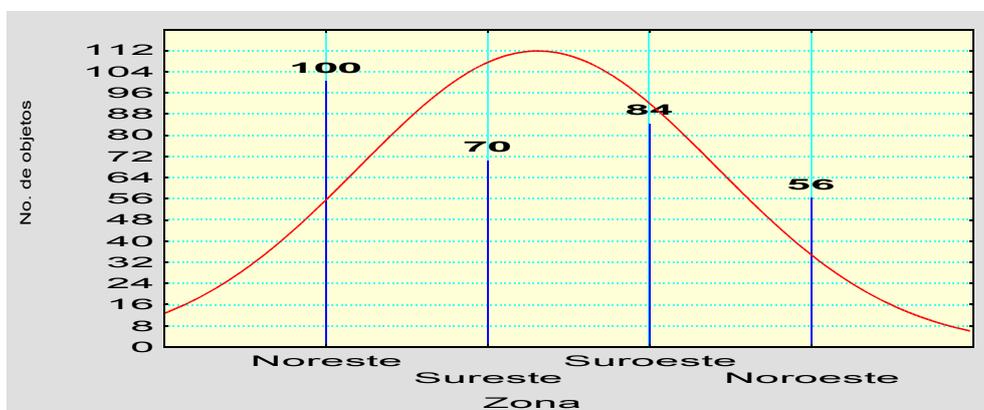
consumidores. En la tabla 5 y figura 5, se detalla el número de entrevistas efectuadas, identificadas por zona geográfica, dependiendo de la frecuencia de negocios y colonias en cada una de ellas.

Tabla 5. Zonas de levantamiento de datos.

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Noreste	100	32.3	32.3	32.3
	Sureste	70	22.6	22.6	54.8
	Suroeste	84	27.1	27.1	81.9
	Noroeste	56	18.1	18.1	100.0
	Total	310	100.0	100.0	

Fuente: Elaboración propia.

Figura 5. Zonas de levantamiento de encuesta.

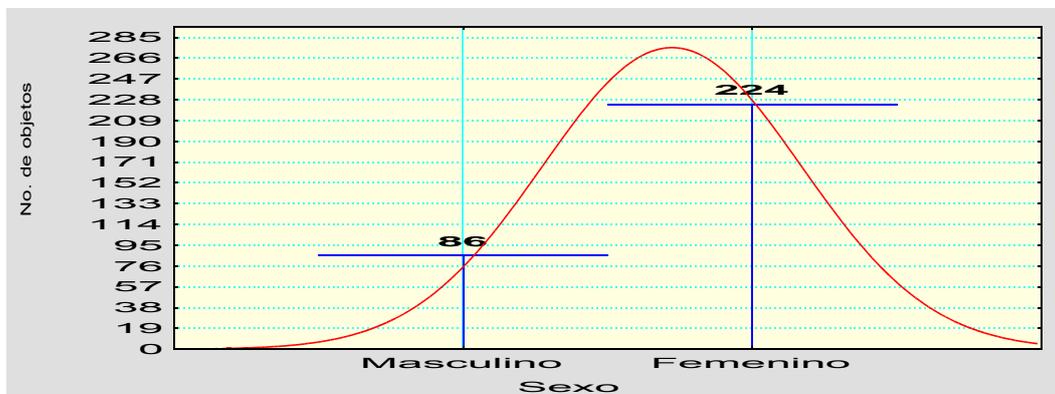


Fuente: Elaboración propia.

Con relación al sexo de las personas que participaron en esta encuesta (310) y que revela el porcentaje de participación de hombres y mujeres en la decisión de compra, dada la metodología de muestreo utilizada, se puede generalizar al decir que, la asistencia del sexo masculino representa el 27.7%, por tanto, nos lleva a establecer que de cada 10 compradores aproximadamente 3 son del

sexo masculino, para información de cifras en términos absolutos, *vid., infra.*, figura 6.

Figura 6. Frecuencia por sexo de las personas encuestadas.



Fuente: Elaboración propia.

Cierto es que, uno de los elementos del perfil demográfico interesante en las personas que acuden a realizar las compras de productos básicos a los hipermercados, lo constituye la edad, que para propósito de esta investigación y como una manera de operacionalizar esta variable se presentan como grupos de edades, información que en lo sucesivo pueda tener una utilidad en la distinción de si es discriminante en el proceso de diferenciación de productos. Por ejemplo, se destaca que el 50% de las personas que acudieron a hacer sus compras están dentro de la categoría de personas que van desde menos de 20 hasta los 40 años de edad, lo que nos da un claro perfil del comprador actual. Para mayores detalles *cfr.*, tabla 6 y figura 7.

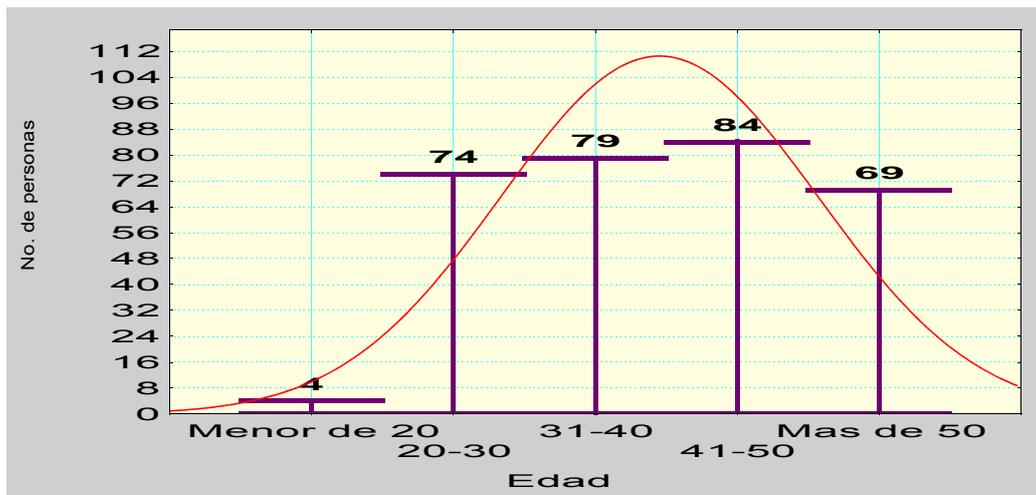
Tabla 6. Edad de encuestados.

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	20-30	74	23.9	24.2	24.2
	31-40	79	25.5	25.8	50.0
	41-50	84	27.1	27.5	77.5

	Más de 50	69	22.3	22.5	100.0
	Total	306	98.7	100.0	
Perdidos	Sistema	4	1.3		
Total		310	100.0		

Fuente: Elaboración propia.

Figura.7. Rangos de edad de los encuestados.



Fuente: Elaboración propia.

Desde el punto de vista de la segmentación de mercados, una variable muy socorrida por parte de los mercadólogos lo constituye sin duda, el nivel de estudios de la población de interés, ya que puede ser de utilidad para entender no sólo esta parte sino también como aspecto central de la psicografía del consumidor. Así, como se puede observar en la tabla 7, el nivel educativo de

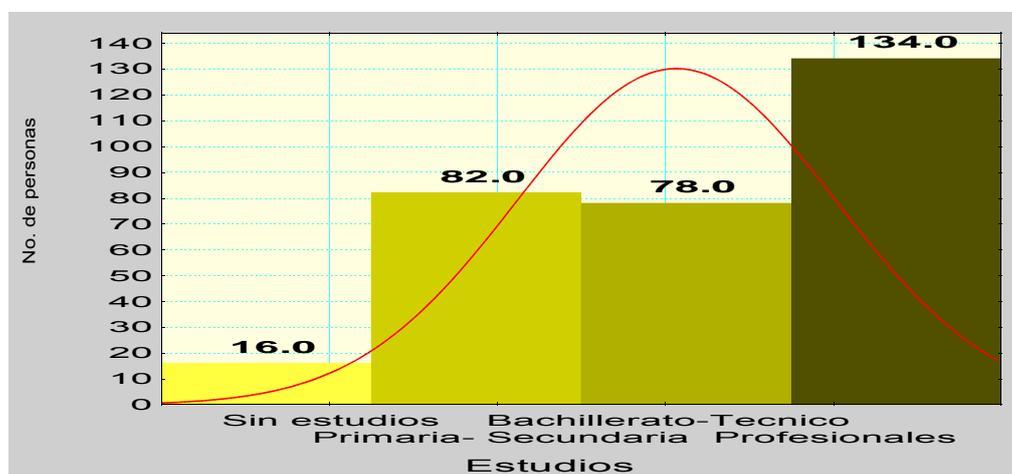
las personas que acostumbran a realizar sus compras es significativo, ya que más de tres cuartas partes cuentan con estudios formales de preparatoria, técnica o superior (profesional; incluye, licenciatura y nivel de posgrado). Es importante precisar que los valores que se registran en la tabla como perdidos en el sistema corresponden a las personas que no quisieron contestar a esta pregunta o que tenían la primaria inconclusa o simplemente no habían podido estudiar. Evidentemente, el nivel de estudios presenta una distinción dependiendo de la zona en donde haya sido recogida la información.

Tabla 7. Nivel de estudios de los encuestados.

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	primaria o secundaria	82	26.5	27.9	27.9
	preparatoria o técnico	78	25.2	26.5	54.4
	profesional	134	43.2	45.6	100.0
	Total	294	94.8	100.0	
Perdidos	Sistema	16	5.2		
Total		310	100.0		

Fuente: Elaboración propia.

Figura 8. Nivel de estudios.



Fuente: Elaboración propia.

Consideramos en de esta manera, la importancia de distinguir entre los criterios de compra basados en el precio y en la diferenciación de productos, para ello es sobresaliente presentar la información referente al número de personas que habitan en el hogar, ya que esta variable demográfica puede influir de manera importante en el criterio de decisión con relación a la adquisición de productos, sospechándose inicialmente que los hogares numerosos de alguna manera pudiesen tener preferencia por el criterio del precio en la adquisición de los productos básicos. Como puede observarse, el promedio de personas que integran un hogar es de 4, representando el 32.6% de la muestra, así como la respuesta más favorecida (moda) por parte de los encuestados. *cfr.*, tabla 8 y anexa.

Tabla 8. Número de habitantes en el hogar.

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	12	3.9	3.9	3.9
	2	37	11.9	11.9	15.8
	3	66	21.3	21.3	37.1
	4	101	32.6	32.6	69.7
	5	61	19.7	19.7	89.4
	6	25	8.1	8.1	97.4
	7	6	1.9	1.9	99.4
	8	2	.6	.6	100.0
	Total	310	100.0	100.0	

Fuente: Elaboración propia.

Estadísticos		
No. de habitantes por hogar		
N	Válidos	310
	Perdidos	0
Media		3.87
Mediana		4.00
Moda		4

Retomando el criterio de decisión de compra a través del precio o de la diferenciación de productos, la tabla 9, nos detalla que en términos de la muestra total, esto es, sin estratificar la población por cualquier criterio, aproximadamente de cada 10 consumidores, 6 discriminan la decisión de adquirir un producto básico considerando los atributos del producto (diferenciación del producto) contra 4 que lo hacen principalmente considerando como criterio de adquisición el precio de la mercancía. Sin embargo, cuando cruzamos la información entre el nivel de ingreso de las familias por hogar con respecto a la decisión o criterio de adquisición del producto tenemos resultados diferenciados y notables, *v.gr.*, el 78% de las personas que sólo declararon obtener un ingreso en el hogar de hasta \$3000 mensuales optan por el criterio del precio en la compra de los productos básicos, cifra muy contrastante por ejemplo con el grupo de consumidores que se encuentran en la franja del ingreso familiar de \$7500 hasta \$15000 que declararon optar por el criterio del precio solo en un 27.7%, enfatizando todavía más esta tendencia cuando lo comparamos con el grupo de personas que declararon ganar arriba de \$ 15000 al mes solo el 19.6% de estos consumidores consideran el criterio del precio en sus decisiones de compra en cuanto a productos básicos se refiere.

Tabla 9. Criterio de compra.

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	precio	130	41.9	42.2	42.2
	atributos	178	57.4	57.8	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Fuente: Elaboración propia.

Para completar el análisis, se debe considerar el número de personas que contribuyen con el gasto en el hogar ya que en este rubro, dependiendo de la zona geográfica el número de salarios mínimos percibidos, etc., la información puede arrojar resultados muy importantes; como se puede apreciar en la tabla 10. Del total de la muestra el 87.2% de las personas encuestadas declararon de 1 a 2 personas como sostén económico en el hogar lo que habla de la necesidad creciente de complementación del ingreso en el sustento de las familias.

Tabla 10. Número de personas que contribuyen con el gasto familiar.

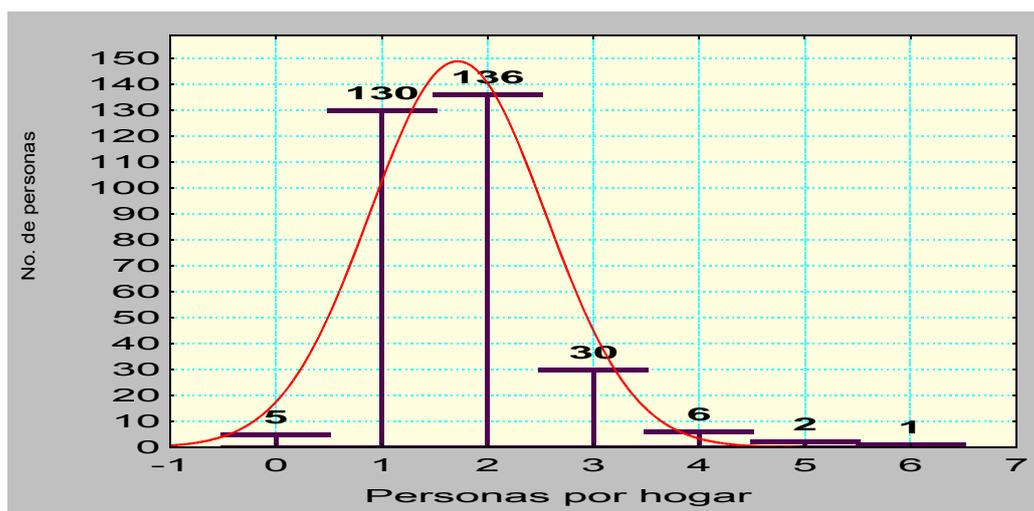
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	130	41.9	42.6	42.6
	2	136	43.9	44.6	87.2
	3	30	9.7	9.8	97.0
	4	6	1.9	2.0	99.0
	5	2	.6	.7	99.7
	6	1	.3	.3	100.0
	Total	305	98.4	100.0	
Perdidos	Sistema	5	1.6		
	Total	310	100.0		

Fuente: Elaboración propia.

Hay que hacer notar que en la grafica 9, la categoría con frecuencia de 5 respuestas corresponden a las personas que no quisieron declarar o simplemente se omitió en esta información y por tanto el sistema lo registra como valores perdidos. De tal suerte que los valores absolutos más grandes corresponden al número de hogares que en la encuesta declararon ser el sostén económico único en el hogar (130), lo que representa el 42.6% y la otra categoría de respuesta con valores absolutos altos son quienes señalaron a 2 personas como sufragadores de los gastos en el hogar (136), representando el

44.6% del total de la muestra. Para mayor detalle de la información, *vid., infra.*, grafico 9.

Figura 9. Frecuencias de personas que contribuyen con el gasto familiar.



Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, con relación a los niveles de ingreso declarados por los participantes en la encuesta, tenemos que destacar en lo general, el alto nivel de concentración en franjas bajas en el nivel del ingreso ya que por ejemplo el 51.8% del ingreso por hogar se concentra en familias que solo perciben hasta 5 salarios mínimos.

Tabla 11. Ingreso por hogar mensual.

Tabla no. 18 (Ingreso por Hogar Mensual)					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	hasta \$3000	41	13.2	13.3	13.3
	más de \$ 3000 a \$ 7500	119	38.4	38.5	51.8
	más de \$ 7500 a \$ 15000	94	30.3	30.4	82.2
	más de \$ 15000	51	16.5	16.5	98.7
	no contesto	4	1.3	1.3	100.0
Total		309	99.7	100.0	
Perdidos	Sistema	1	.3		
Total		310	100.0		

Fuente: Elaboración propia.

Figura 10. Ingreso familiar.



Fuente: Elaboración propia.

Para describir y analizar a los 7 atributos de diferenciación de productos considerados originalmente como significativos de acuerdo a la aportación teórica en la mercadotecnia, nos apoyaremos en análisis de perfiles con la intención de sintetizar y medir el desempeño de los atributos de diferenciación. En el instrumento de medición la codificación quedó de la manera siguiente:

CALIFICACION				
1	SIN IMPORTANCIA	2	POCO IMPORTANTE	3
4	IMPORTANTE	5	MUY IMPORTANTE	

ALGUNA

REGULAR

La calificación que se presenta en la representación gráfica se corresponde con el promedio obtenido en las evaluaciones para cada uno de los atributos medidos.

Figura 11. Análisis de perfiles: productos cárnicos (res, pollo y cerdo).

Publicidad

5

4

3

2

Diseño

5

4

3

2

1

Marca

5

4

3

2

1

Color

5

4

3

2

1

Empaque

5

4

3

2

1

Calidad

5

4

3

2

1

Sabor

5

4

3

2

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en el gráfico 11, se mantiene la posición relativa de cada atributo en las preferencias de los encuestados, así, por ejemplo por lo que respecta a los cárnicos, tenemos que el atributo más valorado lo constituye el sabor con una calificación promedio de 4.77 y, por otro lado el poco peso en las decisiones de compra de la variable publicidad (2.41), de hecho la moda fue de 1, *vid., infra*, tabla 12.

Tabla 12. Publicidad en cárnicos.

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	93	30.0	30.1	30.1
	2	74	23.9	23.9	54.0
	3	75	24.2	24.3	78.3
	4	57	18.4	18.4	96.8
	5	10	3.2	3.2	100.0
	Total		309	99.7	100.0
Perdidos	Sistema	1	.3		
	Total	310	100.0		

Fuente: Elaboración propia.

N	Válidos	309
	Perdidos	1
Media		2.41
Mediana		2.00
Moda		1

Si jerarquizamos los atributos para este grupo de productos entonces, quedarían de la siguiente manera:

Tabla 13. Posicionamiento de atributos en cárnicos.

<i>Posición</i>	<i>Atributo considerado</i>
<i>Primero</i>	Sabor
<i>Segundo</i>	Calidad
<i>Tercero</i>	Color
<i>Cuarto</i>	Empaque
<i>Quinto</i>	Marca
<i>Sexto</i>	Diseño
<i>Séptimo</i>	Publicidad

Fuente: Elaboración propia.

Figura 12. Análisis de perfiles: aceites comestibles

4

3

2

5

4

3

2

5

4

3

2

5

4

3

2

5

4

3

5	4	3	2
5	4	3	2

Fuente: Elaboración propia.

Con relación a los aceites comestibles el análisis de perfiles nos arroja el siguiente posicionamiento:

Tabla 14. Posición de atributos en aceites comestibles.

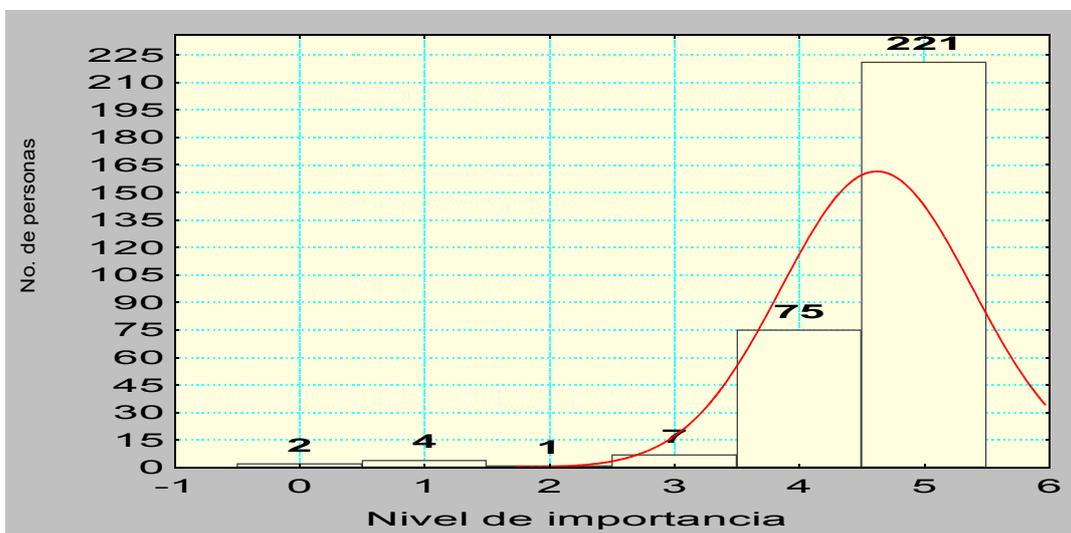
<i>Primero</i>	Calidad
<i>Segundo</i>	Marca
<i>Tercero</i>	Sabor
<i>Cuarto</i>	Publicidad
<i>Quinto</i>	Color
<i>Sexto</i>	Diseño
<i>Séptimo</i>	Envase

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede observar en el gráfico anterior, la calidad en este tipo de productos tiene la máxima valoración (4.65) de un total máximo de 5 puntos en

las personas que expresaron sobre la importancia de cada atributo en este tipo de productos alimenticios, *cfr.*, grafico 13. Para complementar la información y, por otro lado, lo que de entrada pudiese parecer un poco extraño es la poca valoración que los consumidores le dan al envase del producto (2.58) lo que puede traer implicancias importantes a futuro en la mezcla de marketing de este tipo de producto, situación a profundizar en análisis posterior.

Figura 13. Valoración del atributo calidad en los aceites.



Fuente: Elaboración propia.

CAPÍTULO 3. ESTIMACIÓN DEL MODELO DE DIFERENCIACIÓN DE PRODUCTOS.

Se debe examinar directamente la dificultad propuesta, haciendo abstracción de que sean conocidos unos términos y desconocidos otros, y siguiendo por la verdadera ruta su mutua dependencia.

Descartes, René, Reglas para la dirección del espíritu.

3.1. Introducción.

Una vez que se ha especificado el modelo econométrico de la teoría de acuerdo a sus propiedades estructurales y, paralelamente se han identificado los atributos diferenciadores de arreglo a la aportación teórica, así como se ha realizado un diagnóstico descriptivo de los atributos con la finalidad de tener un primer acercamiento y alcance sobre estas variables; en este capítulo se estiman los parámetros del modelo propuesto que haga posible el

entendimiento en su relación funcional, asimismo la contribución marginal de cada uno de los atributos en la diferenciación de productos.

En una primera aproximación, se estima el modelo de Regresión Logística Múltiple (RLM), para el grupo de productos correspondientes a la categoría de cárnicos (res, pollo y cerdo), para posteriormente proceder con el grupo de aceites comestibles. Se verifican distintas pruebas estadísticas para conocer la bondad de ajuste del modelo propuesto y sobre estos resultados se presentan los ajustes pertinentes en la definición del modelo conclusivo.

Finalmente, se verifica la calidad del modelo sugerido, tanto en sus propósitos de estimación como en control o diagnóstico en el área de la mercadotecnia.

3.2. Estimación y relación funcional de los factores explicativos en el modelo propuesto.

Para iniciar con el proceso de estimación del modelo propuesto, se analiza en principio a la variable respuesta o dependiente que como ya se comentó en capítulos anteriores se trata de una variable categórica dicotómica, por tanto tratamos con un modelo de elección discreta. En primera instancia se puede apreciar que en términos generales ante la pregunta: ¿Cuándo Usted compra productos básicos (de primera necesidad), el criterio más importantes es?, el 57.8% de las personas que participaron de esta encuesta le atribuyen mayor importancia al criterio de diferenciación (a través de los atributos), para ello retomamos la información de criterio de compra.

Tabla 15. Criterio de compra.

Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
------------	------------	-------------------	----------------------

Válidos	precio	130	41.9	42.2	42.2
	atributos	178	57.4	57.8	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
	Total	310	100.0		

Fuente: Elaboración propia.

Es pertinente en este momento, también recordar que para fines de procesamiento de la información e interpretación posterior de los resultados del modelo sugerido, la variable respuesta se ha codificado en el software estadístico (SPSS), de la siguiente manera:

Tabla 16. Codificación de la variable dependiente.

<i>Valor nominal</i>	<i>Valor interno</i>
Precio	0
Atributos	1

Estimación de modelo para productos cárnicos.

De inicio, el modelo propuesto para el caso de los cárnicos se especifica a continuación:

Donde, p representa la variable dependiente (criterio de diferenciación en la compra), β_0 el intercepto en la función y , por tanto se convierte en una

constante en el modelo a especificar. Con relación a las variables explicativas o covariables se tiene que:

Tabla 17. Codificación de covariables en cárnicos y aceites.

atributo	Variables Explicativas		Variables en el modelo
	cárnicos	aceites	
Publicidad	(Pubcar)	Pubace	X_1
Diseño	(Discar)	Disace	X_2
Marca	(Marcar)	Marace	X_3
Color	(Colorcar)	Colorace	X_4
Empaque	(Empaqcar)	Envasace	X_5
Calidad	(Calidcar)	Calidace	X_6
Sabor	(Saborcar)	Saborace	X_7

Fuente: Elaboración propia.

3.3. Análisis de los resultados previos.

Veamos ahora los primeros resultados. Para realizar la primera corrida con SPSS V. 14 en la estimación de modelo inicial propuesto, se considera el modelo nulo (sólo toma en cuenta el término constante o la intercepción en el modelo), esto es no considera ninguna covariable. Así, tenemos:

Tabla 18. Casos procesados y validados.

Elemento	
Total number of cases:	310
Number of selected cases:	310
Number of unselected cases:	0
Number of selected cases:	310
Number rejected because of missing data:	3
Number of cases included in the analysis	307

Fuente: Elaboración propia.

Hay que tener presente en la primera corrida en donde sólo se considera el modelo sin covariables y por tanto solamente se considera el intercepto el valor de $-2\log$ Likelihood, ya que éste se constituye en una de las medidas de la bondad del modelo dado que la verosimilitud (l_0), entendida como la probabilidad de obtener una muestra como la recogida, cuando se presupuesta que el verdadero valor de los parámetros es el estimado se trata de un número menor que 1 (se asemeja a una probabilidad) y, suele transformarse en razón de verosimilitudes ($-2\log$ Likelihood), si el modelo tiene buen ajuste, entonces el valor $-2\log$ Likelihood será pequeño. Pardo y Ruiz (2002).

Se parte de suponer que la verosimilitud no difiere significativamente de 1. Álvarez, (1995). Así se prueba la hipótesis nula de que el modelo se vuelve significativo al incorporar covariables en la explicación del problema a estudiar.

En consecuencia:

$$H_0: "l_0 = 1"$$

Como se puede observar en la Tabla 19, el valor del logaritmo de la verosimilitud es de 418.36855. Hay que considerar reducciones en el futuro de este estadístico como regla de decisión en la mejora del modelo.

Tabla 19. Valor del logaritmo de la verosimilitud.

<i>Dependent Variable:</i>	<i>Criterio de Compra</i>
Beginning Block Number	0
-2 log Likelihood :	418.36855
* Constant is included in the model.	

Fuente: Elaboración propia.

Por lo que concierne al modelo nulo, una vez que se ha obtenido el $-2\log$ Likelihood, se establece la capacidad del modelo para clasificar adecuada o correctamente los casos a través de la matriz de confusión o de clasificación

correcta que sólo considerando el intercepto es de 57.65% de clasificación correcta. Esta medida puede ser considerada como prueba para la bondad del modelo, en el sentido de clasificar correctamente los casos en la medida en que se vayan incorporando nuevas variables explicativas.

Tabla 20. Matriz de confusión sólo con intercepto en el modelo.

Observado	Pronosticado		Porcentaje Correcto (%)
	Precio	Atributos	
Precio	0	130	0
Atributos	0	177	100%
		Total	57.65%

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla 20, se presentan los primeros resultados del modelo nulo que de entrada se considera significativa su incorporación. El estadístico Wald de significación individual, contrasta la h_0 de que el coeficiente vale cero en la población y se obtiene elevando al cuadrado el cociente entre β estimado y su respectivo error típico, es un estadístico parecido a la t^2 resulta altamente significativo Pardo y Ruiz (2002).

La prueba de Wald se establece de la forma siguiente:

$$\omega = (\beta/et)^2$$

Tabla 21. Valor del intercepto y significancia parcial.

Variable	β	S.e	Wald	gl	Sig	R	Exp(β)
Constante	.3086	.1155	7.1386	1	.0075		

Fuente: Elaboración propia.

A continuación, se incluyen en el modelo las covariables, pero en forma selectiva, esto es, utilizando el procedimiento forward stepwise conditional que en términos generales consiste en seleccionar por pasos hacia delante a las covariables más significativas de acuerdo a la estadístico de puntuación de Rao (puntuación más alta en primer lugar y continua hasta dejar por fuera las variables no significativas en el modelo). Los resultados se presentan a continuación:

Tabla 22. Method: forward stepwise (cond.)

Residual Chi Square		55.512	with	7
df		Sig = .0000		
Variable	Score	gl	Sig.	R
Pubcar	15.4307	1	.0001	.1792
Discar	17.3533	1	.0000	.1916
Marcar	32.2637	1	.0000	.2690
Colorcar	10.1679	1	.0014	.1397
Empaqca	10.1600	1	.0014	.1397
r				
Calidcar	31.9919	1	.0000	.2677
Saborcar	8.0890	1	.0045	.1206

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede apreciar en el cuadro anterior la candidata más fuerte (mayor score) es la variable Marcar se incorpora como primer covariable en el modelo a estimar por pasos, así:

Tabla 23. Estadísticos de significancia y ajuste global.

Variable(s) Entered on Step Number					
1. MARCCAR : Marca en la Carne					
Estimation terminated at iteration number 3 because Log Likelihood decreased by less than .01 percent					
-2log					
Likelihood	385.242		χ^2	df	Sig.
Goodness of Fit	306.157	Model	33.127	1	.0000
Cox & Snell (R ²)	.102	Block	33.127	1	.0000
Nagelkerke (R ²)	.137	Step	33.127	1	.0000

Fuente: Elaboración propia.

Por tanto, la agregación de la variable marca en los cárnicos mejora significativamente el valor de la verosimilitud reduciéndolo a un valor de 385.242 acompañando con medidas de bondad de ajuste R² del modelo (Cox & Snell, Nagelkerke) que habrán de valorarse de manera cuidadosa, ya que no ofrecen una radiografía clara de la contribución del modelo en la explicación global de la variable dependiente, tratándose de una binaria, pero que sin embargo nos servirán al comparar el mejoramiento o no de estas medidas, conforme se incorporen variables en el modelo. Así mismo, el estadístico χ^2 resulta altamente significativo en el modelo global.

En cuanto a la prueba de mejora global del modelo con la incorporación de covariables de Hosmer-Lemeshow, permite probar la hipótesis nula de igualdad

de distribuciones para ello los autores distribuyen la variable dependiente en 10 deciles y con ello tratan de probar que no existe diferencia significativa entre las observaciones y las observaciones esperadas, esto es:

H_0 = “no existen diferencias entre las frecuencias observadas y las frecuencias esperadas”

Si observamos con detenimiento la tabla 24, nos damos cuenta de que efectivamente no puede rechazarse H_0 por tanto el modelo es significativo.

Tabla 24. Hosmer and Lemeshow goodness-of-fit test.

Criterio = Precio		Criterio= Atributo			
Grupo	Observado	Esperado	Observado	Esperado	Total
1	25	25.55	10	9.44	35
2	21	21.28	14	13.71	35
3	37	36.74	41	41.25	78
4	34	31.45	59	61.54	93
5	13	14.96	53	51.03	66

Chi-Square	df	Significance
.7029	3	.8725

Fuente: Elaboración propia.

De la misma manera adviértase, que el porcentaje de casos clasificados en forma correcta se ha incrementado a un valor de 64.82 %, lo que constata la incorporación de la variable explicativa ya analizada.

Tabla 25. Matriz de clasificación correcta.

Observado	Pronosticado		Porcentaje Correcto (%)
	Precio	Atributos	
Precio	46	84	35.38 %
Atributos	24	153	86.44 %
Total			64.82 %

Fuente: Elaboración propia.

En el caso de que sólo se quisiera trabajar con el modelo con la variable explicativa de la marca de producto, la ecuación de estimación para obtener las probabilidades de pertenecer a un grupo en este caso de los tomadores de decisiones a través de la diferenciación de productos tendríamos lo siguiente:

Tabla 26. Variables en la ecuación.

Variable	β	S.e	Wald	gl	Sig	R	Exp(β)
Marccar	.5554	.1021	29.5901	1	.0000	.2568	1.7426
Constant	_-1.5502	.3608	18.4602	1	.0000		

Fuente: Elaboración propia.

El modelo parcial que obtendríamos es:

Con un nivel de confianza del 95% de que el verdadero valor de la población se encuentra en un intervalo que contempla el estimado por el modelo. *vid.*, tabla no. 27.

Tabla 27. Intervalos de confianza para la covariable marca.

	Exp (β)	95% de I.C para Exp (β)	
		Inferior	Superior
Marccar	1.7426	1.4266	2.1286

Fuente: Elaboración propia.

Al ingresar al modelo la variable marca de cárnicos la valoración del resto de las covariables se modifica por necesidad, de tal suerte que, al atender a la valoración particular de cada una de las restantes variables nos encontramos con que le corresponde la calidad de los cárnicos ser incluida en el modelo ya que el score (Puntuación de Rao), que mide la contribución particular de cada

variable en la mejora del modelo) que le corresponde es el mayor. *vid.*, tabla 28.

Tabla 28. Puntuación de Rao.

Variables no incluidas en la ecuación

Residual Chi Square		25.509	with	6	df
		Sig = .0003			
Variable	Score	gl	Sig.	R	
Pubcar	2.6785	1	.1017	.0403	
Discar	4.3858	1	.0362	.0755	
Colorcar	1.6093	1	.2046	.0000	
Empaqcar	1.6596	1	.1977	.0000	
Calidcar	19.1066	1	.0000	.2022	
Saborcar	3.6346	1	.0566	.0625	

Fuente: Elaboración propia.

Como se observa hay una mejora significativa en el modelo propuesto ya que en todas las pruebas se superan el modelo especificado y estimado con sólo una covariable, ya que por ejemplo en el caso de $-2\log$ Likelihood se obtiene una reducción significativa (361.202). Para mayor información, *cfr.*, tabla 29.

Tabla 29. Estadísticos de significancia y ajuste global: covariable calidad.

Variable(s) entered on step number					
2. CALIDCAR : calidad en carnicos					
Estimation terminated at iteration number 4 because					
Log Likelihood decreased by less than .01 percent					
$-2\log$			χ^2	df	Sig.
Likelihood	361.202				
		Model	57.167	2	.0000
Goodness of Fit	615.005				
		Block	57.167	2	.0000
Cox & Snell (R ²)	.170				
		Step	24.040	1	.0000
Nagelkerke (R ²)	.228				

Fuente: Elaboración propia.

En el mismo sentido el modelo es mejorado al utilizar la prueba de Hosmer-Lemenshow, que se muestra a continuación:

Tabla 30. Hosmer and Lemeshow goodness-of-fit test.

Criterio = Precio		Criterio= Atributo			
Grupo	Observado	Esperado	Observado	Esperado	Total
1	29	29.05	5	4.94	34
2	28	22.85	8	13.15	36
3	18	17.33	15	15.66	33
4	3	2.672	3	3.32	6
5					61
6	21	23.77	40	37.22	
7	21	22.130	56	54.87	77
	10	12.177	50	47.82	60
	Chi-Square	df	Significance		
	4.4058	5	.4926		

Fuente: Elaboración propia.

Al analizar la matriz de confusión podemos comprobar la mejora significativa en el número de casos correctamente clasificados (72.96%) al considerar las dos covariables conjuntamente en el modelo.

Tabla 31. Matriz de clasificación correcta con dos covariables.

Observado	Pronosticado		Porcentaje Correcto (%)
	Precio	Atributos	
Precio	75	55	57.69 %
Atributos	28	149	84.18 %
Total			72.96 %

Fuente: Elaboración propia.

Así, al considerar la puntuación de Rao se sostiene el hecho de que ya ninguna covariable es significativa de incorporar por lo que se está en condición de estimar el prototipo final.

Tabla 32. Puntuación de Rao final.

Variables no incluidas en la ecuación

Residual Chi Square	4.732	with	5	df
	Sig = .4494			
Variable	Score	gl	Sig.	R

Pubcar	1.4261	1	.2324	.0000
Discar	2.5559	1	.1099	.0365
Colorcar	.0334	1	.8549	.0000
Empaqca r	1.8126	1	.1782	.0000
Saborcar	1.4797	1	.2238	.0000

Fuente: Elaboración propia.

No more variables can be deleted or added.

3.4. Ajustes y especificación del prototipo final.

Las variables seleccionadas y sus respectivos valores para la valoración del modelo se presentan a continuación:

Tabla 33. Variables incluidas en la ecuación.

Variable	β	S.e	Wald	gl	Sig	R	Exp(β)
Marccar	.4600	.1062	18.7475	1	.0000	.2001	1.5840
Calidcar	1.1481	.2725	17.7542	1	.0000	.1941	3.1522
Constant	- 6.6723	1.3379	24.8715	1	.0000		

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 34. Intervalos de confianza para covariables: marca y calidad.

	95% de I.C para Exp (β)		
	Exp (β)	Inferior	Superior
Marccar	1.5840	1.2863	1.9506
Calidcar	3.1522	1.8479	5.3771

Fuente: Elaboración propia.

Para finalizar, se presenta el modelo de estimación para clasificar el criterio de compra de los consumidores y que permitirá diagnosticar sobre las variables o atributos destacables en los productos y por otro lado, pronosticar la probabilidad de que cierta persona que valora de distinta manera las marcas y la calidad de los productos Cárnicos pertenezca o no al grupo de diferenciadores de productos o al grupo de tomadores de decisión a través del precio de la mercancía de manera principal.

De la misma forma el modelo final especificado y estimado para interpretación de coeficientes:

Retomando la ecuación (7) tenemos: $=$, con lo cual queda linealizada la expresión para propósitos de interpretación de los coeficientes, en nuestro caso tenemos:

$=$

3.5. Verificación de la calidad del modelo propuesto.

3.5.1 Influencia de Cook.

Teniendo el propósito de medir aquellas observaciones que suelen tener un peso específico mayor en la estimación de los coeficientes de regresión (sobrestimados), por lo que diremos se trata de valores atípicos, para ello es recomendable detectar aquellos valores que tengan una distancia de Cook superior a 1.

Tabla 35. Distancias de Cook.

Extreme Values

			Case Number	Value
Cook's Distance	Highest	1	160	1.10747
		2	24	1.10747
		3	170	.57548
		4	163	.19477
		5	258	.04670
	Lowest	1	301	.00004
		2	264	.00004
		3	128	.00004
		4	164	.00057
		5	138	.00107

Fuente: Elaboración propia.

Por tanto, los valores por encima de 1 que deben ser revisados, para comprobar su influencia en la estimación de los parámetros del modelo son:

Tabla 36. Casos extremos a revisión.

24	1.10747
160	1.10747

Fuente: Elaboración propia.

3.5.2 Residuales no tipificados.

Con relación a los residuos no tipificados u ordinarios derivados de la utilización del modelo con trato a los valores observados, tenemos lo siguiente:

Tabla 37. Residuales no tipificados.

Residual					
		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	-.79705	10	3.2	3.3	3.3
	-.71259	21	6.8	6.8	10.1
	-.61018	21	6.8	6.8	16.9
	-.55474	3	1.0	1.0	17.9
	-.49703	8	2.6	2.6	20.5
	-.44026	10	3.2	3.3	23.8
	-.38418	15	4.8	4.9	28.7
	-.33180	13	4.2	4.2	32.9
	-.23867	9	2.9	2.9	35.8
	-.19969	3	1.0	1.0	36.8
	-.16521	6	1.9	2.0	38.8
	-.13609	3	1.0	1.0	39.7
	-.09045	3	1.0	1.0	40.7
	-.05907	1	.3	.3	41.0
	-.03058	1	.3	.3	41.4
	-.00628	3	1.0	1.0	42.3
	.20295	50	16.1	16.3	58.6
	.28741	56	18.1	18.2	76.9
	.38982	40	12.9	13.0	89.9
	.44526	3	1.0	1.0	90.9
	.50297	12	3.9	3.9	94.8
	.55974	3	1.0	1.0	95.8
	.61582	8	2.6	2.6	98.4
	.76133	1	.3	.3	98.7
	.86391	1	.3	.3	99.0
	.96942	1	.3	.3	99.3
	.99372	2	.6	.7	100.0
	Total	307	99.0	100.0	
Missing	System	3	1.0		
Total		310	100.0		

Fuente: Elaboración propia.

Como se puede deducir, un porcentaje significativamente alto (65.5%) del total de los residuales se ubican en un intervalo relativamente moderado de -.38 a .38 y teniendo como moda igualmente un error bajo (56 casos con un error de .28), lo que abona en el fortalecimiento del prototipo estimado.

3.5.3 Análisis de casos atípicos.

Respecto a los casos atípicos detectados se puede destacar lo siguiente; los casos que aparecen en la tabla siguiente se refieren a los valores pronosticados que difieren en más de 2 desviaciones estándar del verdadero valor. De esta manera, por ejemplo el caso o folio número 24 nos muestra que efectivamente sí fue seleccionado en la estimación del modelo, así mismo a qué categoría pertenece realmente, en este caso a atributo en donde los (**) significan que han sido mal clasificados en el modelo, la probabilidad

pronosticada por el modelo, grupo pronosticado y los residuales. Para resto de los atípicos, *vid.*, tabla 38.

Tabla 38. Casos atípicos en el grupo de cárnicos.

Caso	Estado de la selección	Criterio observado	Prob.	PGroup	Resid.	Zresid.
24	S	A**	.0063	P	.9937	12.5804
160	S	A**	.0063	P	.9937	12.5804
163	S	A**	.1361	P	.8639	2.5195
170	S	A**	.0306	P	.9694	5.6300

Fuente: Elaboración propia.

3.5.4 Prueba para detectar multicolinealidad.

Una forma de detectar la presencia de colinealidad o multicolinealidad entre covariables es a través de la matriz de correlación entre parámetros estimados por el modelo, así se puede apreciar claramente en la tabla 39, que al comparar las variables MARCCAR Y CALIDCAR registran una correlación muy baja del -.06081 por lo que se descarta la presencia de multicolinealidad o la representación de variables explicativas que prácticamente estén explicando al mismo tiempo el mismo problema. Finalmente, es importante recordar la no significancia de establecer comparaciones entre pares de covariables con relación al término constante o de intercepción en el modelo ya que por sí sola no constituye ninguna variable explicativa.

Tabla 39. Matriz de correlación.

	Constant	MARCCAR	CALIDCAR
Constant	1.00000	-.20705	-.95932
MARCCAR	-.20705	1.00000	-.06081
CALIDCA	-.95932	-.06081	1.00000

R

Fuente: Elaboración propia.

En conclusión, de lo dicho se infiere al probar la hipótesis de significancia global del modelo estimado con las dos covariables que:

H_0 = “no existen diferencias entre las frecuencias observadas y las frecuencias esperadas”

Si observamos la tabla 40, se da cuenta de que efectivamente no puede rechazarse H_0 por tanto el modelo es significativo.

Tabla 40. Prueba de bondad de ajuste final de Hosmer y Lemeshow.

Criterio = Precio		Criterio= Atributo			
Grupo	Observado	Esperado	Observado	Esperado	Total
1	29	29.05	5	4.94	34
2	28	22.85	8	13.15	36
3	18	17.33	15	15.66	33
4	3	2.672	3	3.32	6
5					61
6	21	23.77	40	37.22	
7	21	22.130	56	54.87	77
	10	12.177	50	47.82	60
	Chi-Square	df	Significance		
	4.4058	5	.4926		

Fuente: Elaboración propia.

3.5.5. Prueba de bondad de ajuste alternativas a través de pseudo R^2 de Mc Fadden, R^2 de conteo y prueba Z^2 .

El uso de medidas tradicionales en modelos cuantitativos con variable respuesta métricas en la determinación del modelo (ajuste) en la explicación de la variable dependiente, presenta serias dificultades de interpretación cuándo la variable respuesta es de tipo binaria o dicotómica, *cfr.*, Maddala (1999), Pindyck y Rubinfeld (2001) y Gujarati (2000). Por lo que sugieren la mejora en el indicador utilizado. Como se puede apreciar en la tabla 41, en la medida en que se van incorporando covariables las medidas de la bondad de ajuste del modelo mejoran de manera significativa.

Tabla 41. Pruebas de bondad de ajuste global.

	Nulo	Modelos	
		Marccar	Marccar y Calidcar
Pseudo R ² de Mc Fadden	-----	.079	.136
R de Conteo	57.65%	64.82%	72.96%
Z ² (Goodness of Fit)	-----	306.157	615.005

Fuente: Elaboración propia.

3.5.6. Corrección y ajuste del modelo final.

Hasta aquí, el desarrollo del prototipo considerando todos los valores en la estimación, pero se recordará que se han detectado 4 casos atípicos (24, 160, 163 y 170), por lo que se procede finalmente a estimar el modelo una vez que se omiten estos casos ya que se ubican en más de 2 desviaciones estándar del promedio lo que modifica los valores de los parámetros estimados en el modelo. Una vez que se ha explicado el procedimiento habitual en la estimación, en lo sucesivo solo se presentaran los resultados finales del procedimiento de selección por pasos condicional. Así, tenemos que:

Tabla 42. Variables incluidas en la ecuación.

Variable	β	S.e	Wald	gl	Sig	R	Exp(β)
----------	---------	-----	------	----	-----	---	----------------

Marccar	.5414	.1151	22.1074	1	.0000	.2204	1.7184
Calidcar	2.5585	.4333	34.8725	1	.0000	.2818	12.916
Constant	- 13.8446	2.1830	40.2224	1	.0000		

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 43. Matriz de clasificación correcta.

Observado	Pronosticado		Porcentaje Correcto (%)
	Precio	Atributos	
Precio	70	60	53.85%
Atributos	15	158	91.33%
Total			75.25 %

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 44. Matriz de correlación de los coeficientes estimados.

	Constant	MARCCAR	CALIDCAR
Constant	1.00000	-.24137	-.98237
MARCCAR	-.24137	1.00000	.06701
CALIDCA	-.98237	06701	1.00000

R
Fuente: Elaboración propia.

Así, tenemos que la expresión final para el caso de los productos cárnicos se estima como:

Con relación a la mejora del modelo global una vez que se han eliminado los casos atípicos se tiene una mejora significativa en el porcentaje de clasificación correcta en forma total, *vid.*, tabla 43.

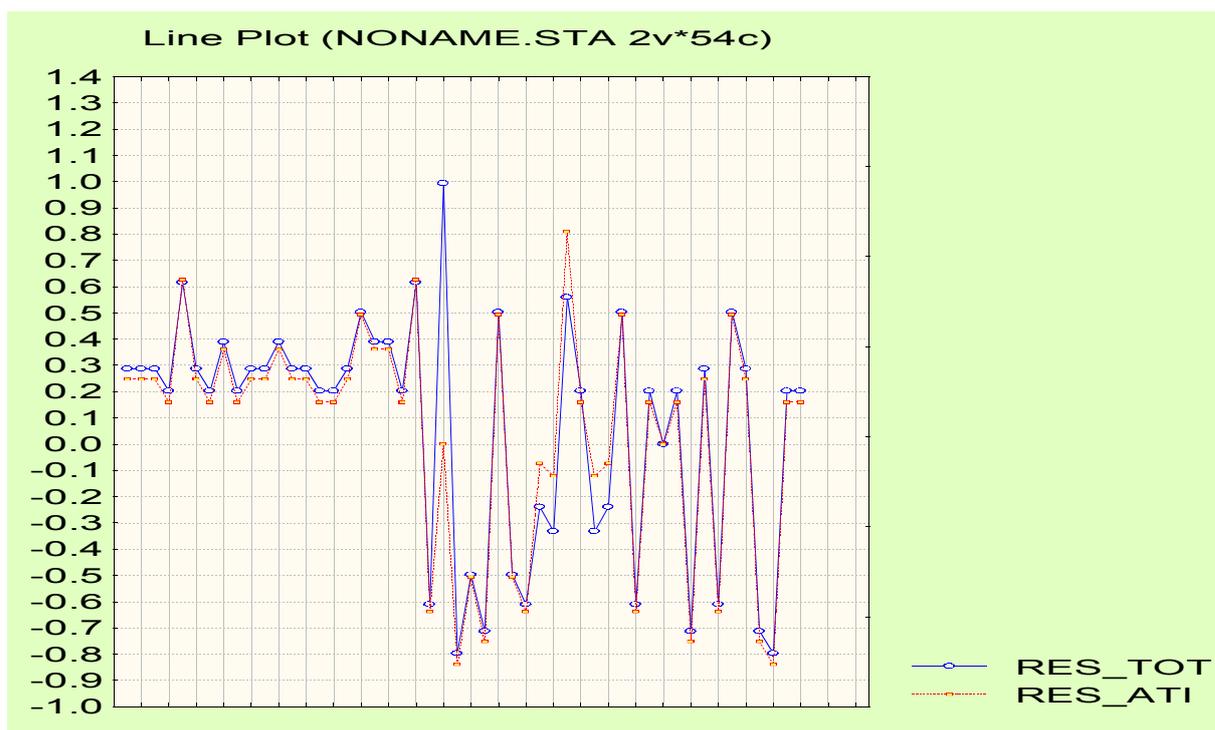
Tabla 45. Bondad de ajuste con exclusión de casos atípicos.

	Modelos		
	Nulo	Marccar	Marccar y Calidcar
R de Conteo (todas las observaciones)	57.65%	64.82%	72.96%
R de conteo (sin valores atípicos)	57.10%	72.94%	75.25%

Fuente: Elaboración propia.

Con el fin de que se aprecie el mejor ajuste entre modelos considerados, a continuación, se seleccionan los primeros 50 casos y se calcula el residual no tipificado a través del modelo con todas las observaciones y, se hace lo propio con el prototipo modificado esto es, no se incluyen en su estimación a las observaciones atípicas. Como se puede apreciar en la figura 14, el residual con el modelo modificado (línea roja) en promedio es menor con lo que mejora la estimación de la probabilidad de pertenecer a cada grupo.

Figura 14. Residuales con y sin casos atípicos.



Fuente: Elaboración propia.

Estimación de modelo. Caso: aceites comestibles.

Antes de realizar la estimación del modelo propiamente, se procede a detectar los casos atípicos considerando el total de los casos en la base de datos (310) tal y como se realizó en el caso del grupo de los cárnicos y obtenemos la información relativa a la tabla siguiente:

Tabla 46. Casos atípicos en el grupo de aceites comestibles.

Caso	Estado de la selección	Criterio observado	Prob.	PGroup	Resid	Zresid
6	S	A**	.0493	P	.9507	4.3899
35	S	A**	.1198	P	.8802	2.7110

Fuente: Elaboración propia.

De aquí que tengamos que eliminar los dos casos atípicos, para posteriormente estimar el modelo que se habrá de utilizar en lo sucesivo, así tenemos que:

La matriz de clasificación correcta con el modelo nulo, se presenta a continuación:

Tabla 47. Matriz de confusión.

Observado	Pronosticado		Porcentaje Correcto (%)
	Precio	Atributos	
Precio	0	128	0%
Atributos	0	176	100%
Total			57.89 %

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 48. Variables no incluidas en la ecuación.

Variables no incluidas en la ecuación

Residual Chi Square		55.512	with 7
df		Sig = .0000	
Variable	Score	gl	Sig.
Pubace	10.7991	1	.0010
Disace	4.3176	1	.0377
Marace	22.4774	1	.0000
Colorace	.0632	1	.8014
Envasace	1.9843	1	.1589
Calidace	19.3262	1	.0000
Saborace	6.4245	1	.0113

Fuente: Elaboración propia.

Al igual que en el caso de los cárnicos las variables que mejor discriminan en la diferenciación de productos son: la marca y la calidad. Una vez que se incorpora la marca como covariable, tenemos:

Tabla 49. Matriz de confusión con covariable marca.

Observado	Pronosticado		Porcentaje Correcto (%)
	Precio	Atributos	
Precio	44	84	34.38%
Atributos	15	161	91.48%
	Total		67.43 %

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, cuando se introduce la covariable calidad, las variables consideradas en el modelo serán:

Tabla 50. Variables incluidas en la ecuación.

	β	S.e	Wald	gl	Sig	R	Exp(β)
MARACE	.4917	.1482	11.0147	1	.0009	.1426	1.6352
	.6768	.2341		1	.0038		1.9677
Constant	- 4.8595	1.1137	19.0385	1	.0000		

Fuente: Elaboración propia.

De esta manera, la ecuación de estimación de la probabilidad de pertenencia a los grupos de decisión o criterio de compra quedaría estimada como:

Así mismo, el modelo clasifica en forma correcta las observaciones o casos de manera global en el 68.09%, para mayor detalle véase la tabla 51.

Tabla 51. Matriz de clasificación correcta.

Observad o	Pronosticado		Porcentaje Correcto (%)
	Precio	Atributos	
Precio	65	63	50.78%
Atributos	34	142	80.68%
	Total		68.09 %

Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la calidad de ajuste del modelo global se puede presentar la siguiente información:

Tabla 52. Medidas de ajuste global del modelo en aceites comestibles.

Variable(s) Entered on Step Number
 2. CALIDCAR : Calidad en Aceites
 Estimation terminated at iteration number 4 because

log Likelihood decreased by less than .01 percent					
	-2log		χ^2	df	Sig.
Likelihood	381.543				
Goodness of Fit	312.849	Model	32.280	2	.0000
Cox & Snell (R ²)	.101	Block	32.280	2	.0000
Nagelkerke (R ²)	.135	Step	9.275	1	.0023

Fuente: Elaboración propia.

Se deduce que, la calidad de discriminación del modelo para aceites comestibles es menor que el utilizado para la estimación de las probabilidades de pertenencia a los grupos a través del modelo considerado en cárnicos, a la vez se puede apreciar la menor calidad de ajuste por medio de cualquier indicador utilizado para estos propósitos. Por ejemplo, el peso específico asignado a la calidad es mucho mayor en los cárnicos que en los aceites comestibles, ya que mientras en el primero el parámetro estimado se corresponde con un valor de 2.5585 contra el .6768, lo mismo sucede con la capacidad discriminatoria de la variable marca en los productos.

En el mismo sentido, ocurre una mayor correlación entre las covariables en el caso de los aceites comestibles sin que llegue sin embargo, a establecerse el problema de multicolinealidad, *vid.*, tabla siguiente.

Tabla 53. Matriz de correlación entre coeficientes estimados.

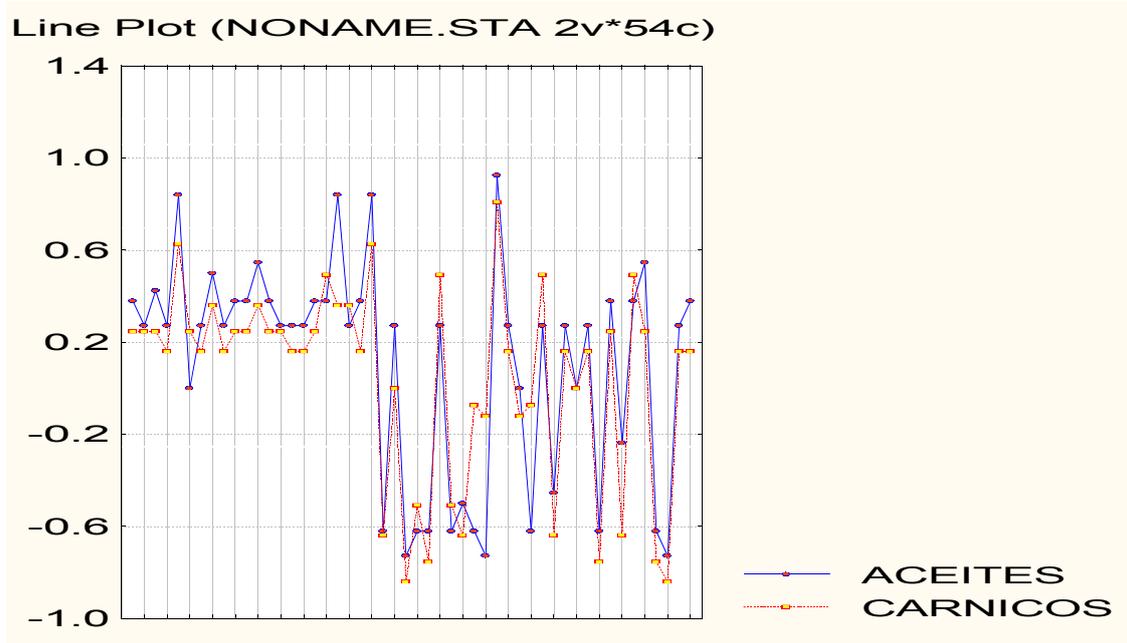
	Constant	MARCACE	CALIDACE
Constant	1.00000	-.29093	-.84118
MARCACE	-.29093	1.00000	.26162
CALIDACE	-.84118	.26162	1.00000

Fuente: Elaboración propia.

Para concluir, si hacemos una corrida de los primeros 50 residuales de ambos modelos tenemos, en promedio un menor error en el modelo para cárnicos que

para el de aceites comestibles, máxime si recordamos que se trata de las mismas personas entrevistadas.

Figura 15. Residuales para primero 50 casos en ambos modelos.



Fuente: Elaboración propia.

CAPÍTULO 4. APLICACIÓN Y RESULTADOS DEL PROTOTIPO PROPUESTO EN ALIMENTOS BÁSICOS EN CULIACÁN.

Si buscas resultados distintos, no hagas siempre lo mismo.

Einstein, Albert.

4.1. Preliminar.

Una vez estimado el modelo para estudiar la diferenciación de productos en los grupos de cárnicos y de aceites comestibles se procede a su síntesis, buscando con ello:

- 1.- Presentar el diseño final del modelo derivado de los principales atributos de acuerdo a la aportación teórica.
- 2.- Identificar los atributos significativos en la diferenciación de productos en el contexto del comportamiento de compra en la ciudad de Culiacán.

3.- Conocer la contribución individual de cada factor seleccionado en el proceso de discriminación entre los grupos de tomadores de decisiones de compra basado en los criterios alternativos de diferenciación o de precio.

4.- Validar el modelo propuesto a través de la estimación de la probabilidad a favor de la toma de decisiones de diferenciación de productos frente al dictamen de los precios.

Así mismo, clasificar a los consumidores a los grupos de pertenencia de acuerdo a la calificación asignada a cada uno de los atributos seleccionados en el modelo.

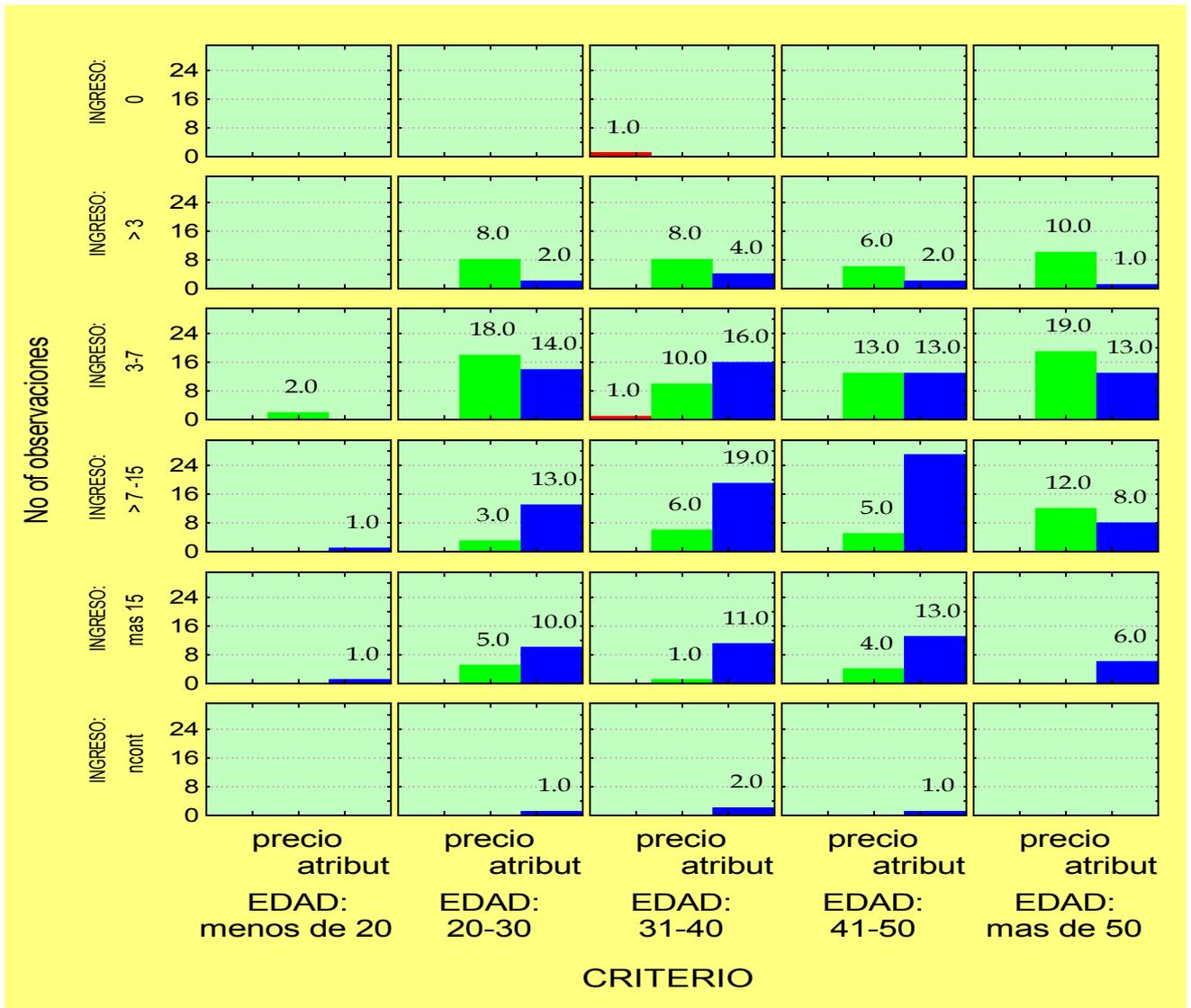
Finalmente, en este capítulo se concluye sobre el comportamiento de compra en los productos básicos considerados y se establece entre el grupo de personas que pertenecen a la categoría de discriminantes a través de la diferenciación de productos (atributos), si el criterio utilizado en la diferenciación es de tipo vertical u horizontal.

4.2. Consideraciones generales.

Consideremos de inicio, que el problema a estudiar tiene sus matices en cuanto se decide a segmentar a los encuestados, así, se puede destacar que en términos generales la toma de decisiones en torno a discriminar a través de atributos se corresponde principalmente a sujetos con un nivel de ingreso elevado y una categoría de edad de menor de 50 años. Por ejemplo, entre los sujetos con edades que van de los 31-40 años y niveles de ingreso que corren desde los 7 salarios mínimos hasta más de 15 salarios mínimos la diferencia a favor de la diferenciación de productos es muy marcada (30 entrevistados contra solo 7 que discriminan con la estrategia precio) en cambio las personas

mayores de esa edad, niveles de ingresos bajos hasta menos de 7 salarios mínimos optan por la estrategia de precios, para mayor detalle, *cfr.*, figura 16.

Figura 16. Histograma con variables categorizadas: ingreso, edad y criterio de compra.



Fuente: Elaboración propia.

No obstante lo anterior, se recuerda que los resultados aquí expresados se refieren a la totalidad de la muestra para plasmar una imagen de la población en general y, en estudios posteriores trabajar con la muestra en forma segmentada y establecer diferencias significativas de acuerdo a variables demográficas, psicográficas o regionales en la población de interés. Por lo pronto es de capital interés entender los atributos de diferenciación con los que la población discrimina una vez que ha decidido comprar por atributos y distinguir entre otros aspectos el tipo de característica seleccionada en el

producto, así como la calificación otorgada, para derivar como regla de decisión la pertenencia al clúster de los diferenciadores, de la misma manera, comprender si la diferenciación es de tipo horizontal o vertical, asunto que retomamos posteriormente.

4.3. Resultados para el grupo de productos cárnicos.

Por el momento, tomamos el prototipo propuesto en la investigación del grupo de productos cárnicos, así tenemos que:

En primer término, se destaca el hecho de identificar las variables de discriminación a favor de la diferenciación entre los sujetos que adquieren productos cárnicos, esto es, son las variables marca (x_3) y la variable calidad (x_6), ya que, en su acompañamiento de su signo positivo implica un fortalecimiento de la posición diferenciadora desde el punto de vista de la teoría pero también desde la significancia práctica, hay que recordar que el modelo expuesto calcula la probabilidad de que un sujeto que da ciertas valoraciones a estas dos variables explicativas pertenezca a la categoría 1 (en este caso diferenciación de productos ya codificada con anterioridad).

En segundo lugar, se puede destacar el hecho de que es la variable calidad la que mejor discrimina como elemento diferenciador en los productos cárnicos de consumo humano, ya que el $\text{Exp}(\beta)$ que le acompaña (12.916), es decir la razón de las ventajas (odds ratio) es casi 7.5 veces mayor a favor de la diferenciación que el de la variable marca (1.7184). En síntesis, se puede afirmar que la variable (x_6), discrimina mejor entre los dos valores posibles de

la variable dependiente de interés (criterio de compra binaria: atributos vs. precios), se establece pues, como aportación que ambas variables son altamente significativas en la explicación de los factores o atributos diferenciadores de productos.

Tercero, con ello pues, se establece la eliminación del modelo de las variables publicidad (x1), diseño (x2), color (x4), empaque (x5) y sabor (x7) con lo que el modelo se vuelve parsimonioso en su capacidad de explicación y predicción. Así, a pesar de que el concepto de calidad y marca es totalizador de las categorías o atributos que integran el producto, queda establecido de esta manera en la presente investigación como covariables que discriminan en forma independiente.

Cuarto, sea el valor de $x_3 = x_6 = 5$, lo que se corresponde con el máximo valor asignado en las preferencias por estos atributos (muy importante), la probabilidad estimada por el modelo de pertenecer al grupo de diferenciadores es de .8395, esto es del 83.95%, por tanto la probabilidad de arrepentimiento para estos sujetos, es decir, la probabilidad de que aún y cuando tienen una elevada valoración por la marca y la calidad de un producto decidan la compra por el criterio económico o de precios es del 16.05%. Con lo que se puede establecer un alto compromiso de compra del diferenciador por estos atributos.

¿Qué sucede con la probabilidad de pertenencia al grupo de diferenciadores, cuando una persona tiene una valoración mínima por el compromiso de calidad y marca en el producto y por tanto de arrepentimiento a favor del criterio de los precios?

Bien, consideremos que: $x_3 = x_6 = 1$, que al transformarlo a la escala nominal es equivalente a no atribuirle importancia alguna a estos atributos, recuérdese que antes y no posteriormente, el respondiente resolvió sobre el factor decisivo de compra: atributos o precios, para posteriormente cuestionársele sobre la importancia valorada a cada uno de los atributos en los productos independientemente de su respuesta al criterio de compra. Así la probabilidad de este sujeto de discriminar a favor de la diferenciación de productos es casi nula (.00002) o .002%. Por lo que la probabilidad de discriminar a favor de los precios es altísima (.9999), 99.99%.

Hasta ahora, hemos seleccionado valores que se ubican en los extremos, esto es, o la persona le da la máxima calificación 5 (muy importante) a ambos factores y en el caso contrario la mínima calificación 1 (sin importancia alguna).

A continuación, se presenta la información relativa a las combinaciones en las evaluaciones de la percepción por parte de los consumidores de la importancia asignada a las covariables x_3 , x_6 , y la estimación de las probabilidades de pertenencia al grupo codificado con 1 (diferenciadores):

Tabla 54. Probabilidades estimadas y pertenencia a los grupos.
(Productos cárnicos)

Combinaciones		Probabilidad calculada por el modelo	Pertenencia al grupo
x3	x ₆		

1	1	.00002	Precios.
2	2	.00048	Precios.
1	3	.00358	Precios.
2	3	.00614	Precios.
3	3	.01051	Precios.
4	3	.01792	Precios.
1	4	.04439	Precios.
2	4	.07393	Precios.
3	4	.12063	Precios.
4	4	.19077	Precios.
5	4	.28830	Precios.
1	5	.37502	Precios.
2	5	.50766	Diferenciación.
3	5	.63924	Diferenciación.
4	5	.75277	Diferenciación.
5	5	.83955	Diferenciación.

Fuente: Elaboración propia.

Quinta contribución, si observamos la tabla anterior, podremos concluir lo siguiente; la toma de decisiones en torno a la diferenciación de productos, establece como condición necesaria más no suficiente la máxima valoración en la percepción que el consumidor tiene sobre el atributo de la calidad. En ningún caso en donde el individuo no logra maximizar esta percepción por la alta calidad se discrimina a favor de la diferenciación. Por consiguiente, aún cuando la variable marca alcance su máxima apreciación por parte del comprador no es un atributo determinante por si solo en la decisión en torno a la pertenecía a los grupos de clasificación. Para ilustrar lo anterior considérese por ejemplo, que aún cuando el consumidor tenga el máximo grado de percepción sobre el atributo marca (muy importante) y se acompañen su calificación de 4 (importante) en el atributo calidad, el sujeto es clasificado como tomador de decisiones basados en el criterio de los precios, es decir la probabilidad de que

una persona con estas percepciones sobre ambos atributos se decida por la diferenciación es de tan solo el 28.83%.

Sexta consideración, el consumidor discrimina a favor de la diferenciación de productos (atributos) si y sólo si, en la medida en que exista un pleno convencimiento por la alta calidad del producto (en la escala utilizada el valor de 5) y progresivamente en la medida en que la marca del producto tenga un mayor grado de posicionamiento en el consumidor.

Es importante destacar que el modelo distingue las variables que permiten discriminar en relación a los grupos de decisores (precios v.s atributos), y en este caso, lo son calidad y marca. Sin embargo, cuando analizamos la posición de los atributos en el análisis de perfiles el consumidor dio la máxima jerarquía al sabor, tratándose pues, de productos cárnicos lo que debe ser interpretado como el atributo más importante pero que no discrimina entre grupos ya que éste lo es igualmente importante independientemente si el consumidor valora como criterio de decisión el precio o los atributos del producto.

4.4. Resultados para el grupo de aceites comestibles.

Tomemos brevemente por ahora el caso del grupo de aceites comestibles, en el que se puede apreciar que básicamente se llega a las mismas conclusiones

que con el grupo de los cárnicos, con algunas especificaciones y particularidades que a continuación se comentan:

Primero, a diferencia de los cárnicos, los atributos a los que el consumidor confiere mayor importancia en la toma de decisiones, coinciden en el posicionamiento general y en la estimación del modelo logístico, esto es, en términos jerárquicos (análisis de perfiles) es la variable calidad y luego la marca las que determinan las preferencias de los decisores, atributos que luego vemos reflejados como parámetros en el modelo, mostrando su importancia a través de su peso específico; ya que, por ejemplo, el $\text{Exp}(\beta)$ que acompaña a la covariable calidad 1.9677 es mayor que el correspondiente a la covariable marca (1.6352), pero la diferencia en la ventaja (odds ratio) es de 1.2 veces en favor de la calidad.

De lo anterior, se deriva, en segundo lugar tenemos que ambas covariables discriminan de menor manera, tanto en términos absolutos como relativos en la función de regresión logística para los aceites comestibles.

Tercer distinción, derivado del punto anterior, tenemos que en las combinaciones que se pueden establecer en relación al grado de percepción sobre la calidad y marca en los productos considerados, distinguimos que no es condición necesaria la presencia de la máxima valoración al atributo calidad para poder considerar a un tomador de decisiones como perteneciente a la categoría de diferenciador en oposición de lo que ocurre con el grupo de los productos cárnicos, en consecuencia, por ejemplo, se advierte que, cuando la marca es valorada a su máxima expresión (5) pero no así la calidad, por ejemplo (4), el modelo lo clasifica como diferenciador con una probabilidad de pertenencia a este grupo del 57.6%. En consecuencia, esta flexibilidad se da,

como ya se ha comentado por que la variable calidad discrimina relativamente menos bien que la misma covariable en el caso de los cárnicos.

Cuarta observación, en el caso de los aceites comestibles no es necesaria la sentencia de sí y sólo si el consumidor se clasifica como diferenciador cuando el valor asignado a la calidad es el máximo (5), ya que la función es poco menos discriminante que la función utilizada en el caso de los cárnicos. Para una mayor información y análisis sobre los valores pronosticados por el modelo y su respectiva pertenencia a los grupos de clasificación, *vid., Infra.*, tabla 55.

4.5. Sobre la tipología de productos cárnicos y aceites comestibles. En consecuencia, tras una búsqueda sobre las características de los atributos y la relación funcional que guardan las covariables en la explicación y contribución individual en la toma de decisiones en torno a si los consumidores pueden ser clasificados a los grupos de decisores a través de la variable precio o atributos, se procede en derivación a concluir sobre la clasificación relativa al tipo de diferenciación de productos detectadas en los básicos ya referidos en esta investigación.

De esta forma, de acuerdo a la argumentación de Fernández de Castro y Duch (2003), acerca de la clasificación en relación al tipo de estrategia utilizada por las empresas en el empeño de diferenciación de productos, éstas pueden ser clasificadas cómo; estrategia de diferenciación de tipo vertical y diferenciación de tipo horizontal. Con relación al primer tipo se entiende como aquella en donde el consumidor distingue básicamente el producto a través del criterio de la calidad del mismo (también llamada diferenciación tecnológica). De esta suerte, supone a los atributos restantes del producto como los elementos que

son valorados por el individuo en forma muy subjetiva (de comparación con otros productos), a lo que llama diferenciación de tipo horizontal.

Precisamente, de la importancia de establecer una diferenciación, se encarga entre otros Trout (2001), quien señala la imperiosa necesidad de evitar el enfrentamiento de mercados a través de la estrategia de precios la cual resulta perniciosa como estrategia de diferenciación en el largo plazo, como consecuencia favorece el desarrollo de una metodología para el desarrollo perdurable de la ventaja competitiva basada en estrategia de diferenciación. Los resultados muestran que la estrategia de diferenciación argumentada como sostenible es la vertical, sugerida entre otros por Elliot (2004), Berry y Waldfogel (2003), Arens (2000) entre otros autores.

En el desarrollo de la aportación teórica de este estudio, se destaca la preocupación por conocer cuáles son las razones por las que fracasan algunos productos, entre estas se mencionan que los productos no cumplen con lo que prometen a sus clientes, igualmente, los consumidores no perciben en realidad cambios reales en los productos y cuando en conclusión, los consumidores perciben poco valor en la mercancía en correspondencia al precio que se le está cobrando, Stanton, Etzel y Walter (2007). Lo que en buena medida resume en un problema de percepción del consumidor acerca de la calidad del producto.

Por lo cual, haciendo uso de este marco de interpretación se puede concluir en la presente indagación que la estrategia de diferenciación exitosa para los productos básicos; cárnicos y aceites comestibles, es la de tipo vertical o tecnológica. Como ya quedó demostrado en el presente capítulo en lo referente a los productos cárnicos el Exp (β) que le acompaña 12.916, (odds ratio) es

casi 7.5 veces mayor en favor de la diferenciación que el de la variable marca (1.7184). De igual forma, por lo que respecta al proceso de discriminación en los aceites comestibles el odds ratio es de 1.2 veces a favor de la calidad con relación a la marca del producto. Alternativamente, se muestra que los coeficientes de regresión logística considerándolos en forma linealizada nos llevan contundentemente a esta misma conclusión, ya que para el caso de los productos cárnicos $x_3 = .5414 < x_6 = 2.5585$. Igualmente, para el caso de los aceites comestibles tenemos que; $x_6 = .6768 > X_3 = .4917$. Nótese finalmente, que el peso específico de la variable calidad es mayor en los productos cárnicos que en los productos de aceites comestibles independientemente de la medida utilizada.

Tabla 55. Probabilidades estimadas y pertenencia a los grupos.

Combinaciones		Probabilidad calculada por el modelo	Pertenencia al grupo
x_3	x_6		
1	1	.02434	Precios.
2	2	.07431	Precios.

2	3	.13640	Precios.
5	1	.15137	Precios.
1	4	.15971	Precios.
3	3	.20526	Precios.
2	4	.23710	Precios.
1	5	.27219	Precios.
4	3	.29693	Precios.
3	4	.33692	Precios.
2	5	.37947	Precios.
5	3	.40849	Precios.
4	4	.45385	Precios.
3	5	.49999	Precios.
5	4	.57606	Diferenciación.
4	5	.62051	Diferenciación.
5	5	.72780	Diferenciación.

Fuente: Elaboración propia.

Conclusiones.

A continuación se sintetizan los principales hallazgos en la investigación:

- La representación y respuesta al problema de la diferenciación de productos puede ser estudiada a través de modelos cuya forma estructural sea de dependencia dentro de las técnicas de análisis

multivariable: de esta manera, en la metodología de prototipos de elección discreta por lo pronto se encuentra una respuesta en el tratamiento de la información ya que, tanto las variables respuesta (binaria; precio vs. diferenciación) en su relación funcional con las variables explicativas (covariables) se pueden expresar en sus formas generales debido a, su nivel de medición puede ser tanto a nivel métricas como cualitativas. Por lo que, se llega a la conclusión de que representa una buena alternativa de inicio el uso del modelo de Regresión Logística Múltiple (RLM) en el entendimiento y discriminación de los factores de diferenciación (atributos de un producto), por parte de los consumidores.

- De acuerdo a la revisión teórica de los factores de diferenciación de productos o atributos considerados, solo y en atención al principio de la parsimonia en la construcción de modelos se seleccionan aquellos que con mayor frecuencia fueron mencionados y analizados por diferentes autores, siendo los siguientes; publicidad, diseño del producto, marca, color, empaque, envase, calidad y sabor dejando fuera de consideración atributos que son estimados por el modelo dentro del término de error (ϵ).
- Con relación a la participación de hombres y mujeres en la ciudad de Culiacán en la decisión de compra y, por tanto en la discriminación entre la estrategia de precios contra la estrategia basada en la diferenciación, según la metodología de muestreo utilizada, se puede generalizar al decir que, de cada 10 compradores aproximadamente 3 son del sexo masculino.

- En la presente indagación se destaca la importancia de distinguir entre los criterios de compra basados en el precio y en la diferenciación de productos, para ello es destacable el presentar la información referente al número de personas que habitan en el hogar, ya que esta variable demográfica debe ser considerada de manera importante como hipótesis de investigación en estudios posteriores, sospechándose inicialmente que los hogares numerosos de alguna manera pudiesen tener preferencia por el criterio del precio en la adquisición de los productos básicos, así, el promedio de personas que integran un hogar es de 4, representando el 32.6% de la muestra, así como la respuesta más socorrida (moda) por parte de los encuestados.
- Respecto al criterio de decisión de compra a través del precio o de la diferenciación de productos, se puede mostrar que en términos de la muestra total, esto es sin estratificar la población por cualquier criterio, aproximadamente de cada 10 consumidores 6 discriminan la decisión de adquirir un producto básico considerando los atributos del producto (diferenciación del producto) contra 4 que lo hacen principalmente considerando como criterio de adquisición el precio de la mercancía.
- Cuando cruzamos la información entre el nivel de ingreso de las familias por hogar con respecto a la decisión o criterio de adquisición del producto tenemos resultados diferenciados y notables, *v.gr.*, el 78% de las personas que solo declararon obtener un ingreso en el hogar de hasta \$3000 mensuales optan por el criterio del precio en la compra de los productos básicos. En cambio, en el grupo de consumidores que se encuentran en la franja del ingreso familiar de \$7500 hasta \$15000 que

declararon optar por el criterio del precio solo en un 27.7%, acentuando más esta tendencia cuando lo contrastamos con el grupo de personas que declarando ganar arriba de \$ 15000 al mes únicamente el 19.6% de estos consumidores consideran el criterio del precio en sus decisiones de compra en cuanto a los productos básicos considerados se refiere.

- A través del Análisis de perfiles se destaca el posicionamiento de los atributos por parte de los consumidores, por lo que respecta a los cárnicos, tenemos que el atributo más valorado lo constituye el sabor con una calificación promedio de 4.77 y, por otro lado, el poco peso en las decisiones de compra de la variable publicidad (2.41). El posicionamiento de atributos en el caso de los aceites comestibles, queda de la siguiente manera; la calidad en este tipo de productos tiene la máxima valoración (4.65) de un total máximo de 5 puntos. Por otro lado, lo que de entrada pudiese parecer un poco extraño es la poca valoración que los consumidores ofrecen al envase del producto (2.58) lo que puede traer implicancias importantes en la mezcla de marketing de este tipo de producto en el futuro, situación a profundizar en indagaciones posteriores.
- La propuesta en la presente indagación acerca del modelo final estimado para la identificación, explicación, contribución individual de cada atributo de diferenciación y, predicción al grupo de pertenencia de los consumidores para el caso de los productos cárnicos esta dado por la siguiente función de regresión logística múltiple:

- Por lo que se refiere al modelo estimado para el caso del grupo de productos llamados aceites comestibles ,la propuesta consiste en el siguiente prototipo:
- Las variables de discriminación a favor de la diferenciación de productos entre los sujetos que adquieren tanto productos cárnicos como aceites comestibles, son las variables calidad (x6), y la variable marca (x3) en ese orden, por lo que en acompañamiento de su signo positivo implica un fortalecimiento de la posición diferenciadora desde el punto de vista de la teoría pero también desde la significancia práctica.
- En el caso de los aceites comestibles no es necesaria la sentencia de sí y sólo si el consumidor se clasifica como diferenciador cuando el valor asignado a la calidad es el máximo (5), ya que la función es poco menos discriminante que la función utilizada en el caso de los cárnicos.
- Se puede concluir en la presente indagación que la estrategia de diferenciación exitosa para los productos básicos; cárnicos y aceites comestibles, es la de tipo vertical o tecnológica. Si utilizamos como indicador referente a los productos cárnicos el $Exp(\beta)$ que le acompaña a la variable calidad 12.916, (odds ratio) es casi 7.5 veces mayor en favor de la diferenciación que el de la variable marca $Exp(\beta)$ 1.7184. La misma conclusión se obtiene para el caso de aceites comestibles, ya que el odds ratio es de 1.2 veces a favor de la calidad con relación a la marca del producto.

Limitaciones en la investigación.

- Una de las limitaciones de la presente investigación se corresponde con el hecho de concentrarse exclusivamente en la diferenciación de productos y dejar por fuera el análisis de la diferenciación para el caso de los servicios, lo cual necesariamente implicaría un proceso de identificación, especificación y estimación de funciones más robustas y

con resultados más amplios, pudiendo establecer la posibilidad de diferencias significativas o no, entre estos tipos de satisfactores.

- Dentro de la clasificación que de los modelos se presenta en multivariantes de dependencia, se identifica al análisis conjunto como una posibilidad para entender y analizar los atributos diferenciadores en los productos, lo cual traería como consecuencia deseable la eventualidad de comparación con el modelo de regresión logística múltiple desarrollado en la presente investigación con beneficios evidente sobre la posibilidad de generalizar resultados, pero también de comparar la capacidad de discriminación y predicción de ambos modelos, sin embargo el implementar esta alternativa llevaría mucho tiempo y procesamiento de la información, restricciones entre otras a considerar fuertemente en la presentación de un trabajo de investigación con las particularidades de un doctorado en administración.
- De igual manera, es importante consignar que el propósito inicial de esta investigación se concentra en diseñar un modelo capaz de entender los factores de diferenciación de productos en los básicos; productos cárnicos y aceites comestibles y presentarlo ante la ausencia de este tipo de recursos en la literatura en el estudio de los mercados y productos, así como en la identificación y entendimiento de los atributos considerados por los consumidores en su estrategia de decisión de compra en términos generales, esto es, sin considerar ningún tipo de segmentación de la población. Por esta razón no se presentan las alternativas que distinguiesen entre variables de interés mercadológico, como pueden ser las variables de segmentación, demográficas,

psicográficas, geográficas, etc., tarea que se retomará como parte de las áreas de oportunidad detectadas en esta indagación.

- A pesar de que los encuestados (decisores en la compra de básicos), fueron seleccionados en forma aleatoria en forma sistemática en hipermercados, la mayoría de ellos de cobertura nacional, no es posible establecer una validez externa más allá del contexto regional en el que se llevó a cabo la investigación y, paralelamente en relación a la dimensión temporal es conveniente considerar que las condiciones económicas cambiantes en puntos distintos del tiempo delimitan la validez de las conclusiones.

Anexos.

Anexo "A". Tablas. (Elaboración propia)

Anexo "B". Figuras. (Elaboración propia)

Anexo. "C". Cuestionario. (Elaboración propia)

Anexo "A". Tablas.

Tabla no.56 Zonas de levantamiento de datos					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Noreste	100	32.3	32.3	32.3
	Sureste	70	22.6	22.6	54.8
	Suroeste	84	27.1	27.1	81.9
	Noroeste	56	18.1	18.1	100.0
	Total	310	100.0	100.0	

Tabla no. 57 Sexo de los encuestados

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Masculino	86	27.7	27.7	27.7
	Femenino	224	72.3	72.3	100.0
	Total	310	100.0	100.0	

Tabla no. 58 Edad de encuestados

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	20-30	74	23.9	24.2	24.2
	31-40	79	25.5	25.8	50.0
	41-50	84	27.1	27.5	77.5
	Más de 50	69	22.3	22.5	100.0
	Total	306	98.7	100.0	
Perdidos	Sistema	4	1.3		
Total		310	100.0		

Tabla no.59 Nivel de estudios de los encuestados

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	primario o secundaria	82	26.5	27.9	27.9
	preparatoria o técnico	78	25.2	26.5	54.4
	profesional	134	43.2	45.6	100.0
	Total	294	94.8	100.0	
Perdidos	Sistema	16	5.2		
Total		310	100.0		

Tabla no. 60 Numero de habitantes en el hogar					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	12	3.9	3.9	3.9
	2	37	11.9	11.9	15.8
	3	66	21.3	21.3	37.1
	4	101	32.6	32.6	69.7
	5	61	19.7	19.7	89.4
	6	25	8.1	8.1	97.4
	7	6	1.9	1.9	99.4
	8	2	.6	.6	100.0
	Total	310	100.0	100.0	

Estadísticos		
No. de habitantes por hogar		
N	Válidos	310
	Perdidos	0
Media		3.87
Mediana		4.00
Moda		4

Tabla no. 61 Criterio de compra					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	precio	130	41.9	42.2	42.2
	atributos	178	57.4	57.8	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Tabla no. 62 Publicidad en cárnicos					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	93	30.0	30.1	30.1
	2	74	23.9	23.9	54.0
	3	75	24.2	24.3	78.3
	4	57	18.4	18.4	96.8
	5	10	3.2	3.2	100.0
	Total	309	99.7	100.0	
Perdidos	Sistema	1	.3		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Publicidad en cárnicos		
N	Válidos	309
	Perdidos	1
Media		2.41
Mediana		2.00
Moda		1

Tabla no. 63 Diseño en carnes					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	59	19.0	19.2	19.2
	2	53	17.1	17.2	36.4
	3	81	26.1	26.3	62.7
	4	72	23.2	23.4	86.0
	5	43	13.9	14.0	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Diseño en carnes		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		2.96
Mediana		3.00
Moda		3

Tabla no. 64 Marca en la carne					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	35	11.3	11.4	11.4
	2	35	11.3	11.4	22.7
	3	79	25.5	25.6	48.4
	4	93	30.0	30.2	78.6
	5	66	21.3	21.4	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Marca en la carne		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		3.39
Mediana		4.00
Moda		4

Tabla no. 65 Color en carnes					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	7	2.3	2.3	2.3
	3	15	4.8	4.9	7.1
	4	90	29.0	29.2	36.4
	5	196	63.2	63.6	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Color en carnes		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		4.52
Mediana		5.00
Moda		5

Tabla no. 66 Empaque en los cárnicos					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	39	12.6	12.7	12.7
	2	41	13.2	13.3	26.0
	3	54	17.4	17.5	43.5
	4	99	31.9	32.1	75.6
	5	75	24.2	24.4	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Empaque en los cárnicos		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		3.42
Mediana		4.00
Moda		4

Tabla no. 67 Calidad en cárnicos

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	5	1.6	1.6	1.6
	2	2	.6	.6	2.3
	3	11	3.5	3.6	5.8
	4	48	15.5	15.6	21.4
	5	242	78.1	78.6	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos

Calidad en cárnicos

N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		4.69
Mediana		5.00
Moda		5

Tabla no. 68 Sabor en cárnicos					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	5	1.6	1.6	1.6
	3	7	2.3	2.3	3.9
	4	37	11.9	12.0	15.9
	5	259	83.5	84.1	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Sabor en cárnicos		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		4.77
Mediana		5.00
Moda		5

Tabla no. 69 Publicidad en aceites comestibles					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	47	15.2	15.3	15.3
	2	40	12.9	13.0	28.2
	3	91	29.4	29.5	57.8
	4	100	32.3	32.5	90.3
	5	30	9.7	9.7	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Publicidad en aceites comestibles		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		3.08
Mediana		3.00
Moda		4

Tabla no. 70 Diseño en aceites comestibles					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	65	21.0	21.1	21.1
	2	77	24.8	25.0	46.1
	3	70	22.6	22.7	68.8
	4	70	22.6	22.7	91.6
	5	26	8.4	8.4	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Diseño en aceites comestibles		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		2.72
Mediana		3.00
Moda		2

Tabla no. 71 Marcas de aceite

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	9	2.9	2.9	2.9
	2	9	2.9	2.9	5.8
	3	42	13.5	13.6	19.5
	4	127	41.0	41.2	60.7
	5	121	39.0	39.3	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Marca de aceites		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		4.11
Mediana		4.00
Moda		4

Tabla no. 72 Color en los aceites

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	68	21.9	22.1	22.1
	2	78	25.2	25.3	47.4
	3	57	18.4	18.5	65.9
	4	73	23.5	23.7	89.6
	5	32	10.3	10.4	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Color en los aceites		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		2.75
Mediana		3.00
Moda		2

Tabla no. 73 Envase del aceite					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	87	28.1	28.3	28.3
	2	69	22.3	22.5	50.8
	3	59	19.0	19.2	70.0
	4	70	22.6	22.8	92.8
	5	22	7.1	7.2	100.0
	Total	307	99.0	100.0	
Perdidos	Sistema	3	1.0		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Envase del aceite		
N	Válidos	307
	Perdidos	3
Media		2.58
Mediana		2.00
Moda		1

Tabla no. 74 Calidad del aceite					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	4	1.3	1.3	1.3

	2	1	.3	.3	1.6
	3	7	2.3	2.3	3.9
	4	75	24.2	24.4	28.2
	5	221	71.3	71.8	100.0
	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Calidad del aceite		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		4.65
Mediana		5.00
Moda		5

Tabla no. 75 Sabor de los aceites					
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	19	6.1	6.2	6.2
	2	44	14.2	14.3	20.5
	3	47	15.2	15.3	35.7
	4	92	29.7	29.9	65.6
	5	106	34.2	34.4	100.0

	Total	308	99.4	100.0	
Perdidos	Sistema	2	.6		
Total		310	100.0		

Estadísticos		
Sabor del aceite		
N	Válidos	308
	Perdidos	2
Media		3.72
Mediana		4.00
Moda		5

Tabla no. 76 Numero de personas que contribuyen con el gasto familiar

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	1	130	41.9	42.6	42.6
	2	136	43.9	44.6	87.2
	3	30	9.7	9.8	97.0
	4	6	1.9	2.0	99.0
	5	2	.6	.7	99.7
	6	1	.3	.3	100.0
	Total	305	98.4	100.0	
Perdidos	Sistema	5	1.6		
Total		310	100.0		

estadísticos

No. de personas que contribuyen con el gasto familiar		
N	Válidos	305
	Perdidos	5
Media		1.74
Mediana		2.00
Moda		2

Tabla no. 77 Ingreso por Hogar Mensual

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	hasta \$3000	41	13.2	13.3	13.3
	más de \$ 3000 a \$ 7500	119	38.4	38.5	51.8
	más de \$ 7500 a \$ 15000	94	30.3	30.4	82.2
	más de \$ 15000	51	16.5	16.5	98.7
	no contesto	4	1.3	1.3	100.0
	Total	309	99.7	100.0	
Perdidos	Sistema	1	.3		
Total		310	100.0		

Anexo "B". Figuras.

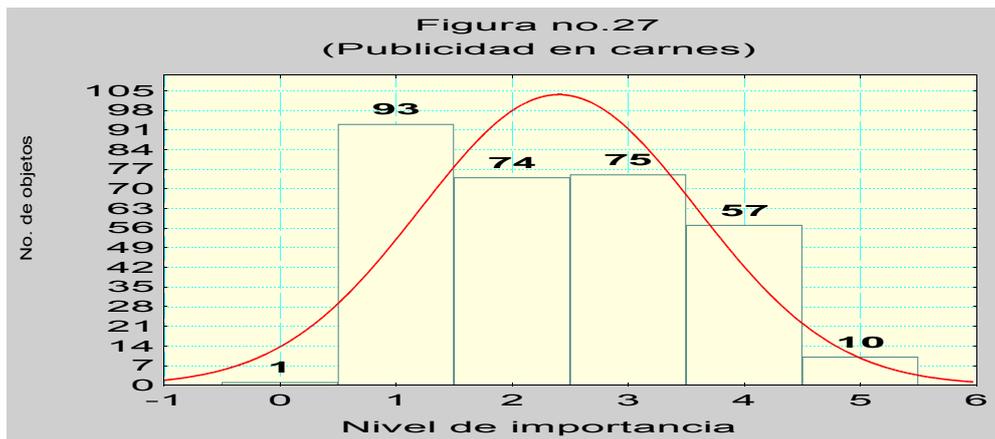
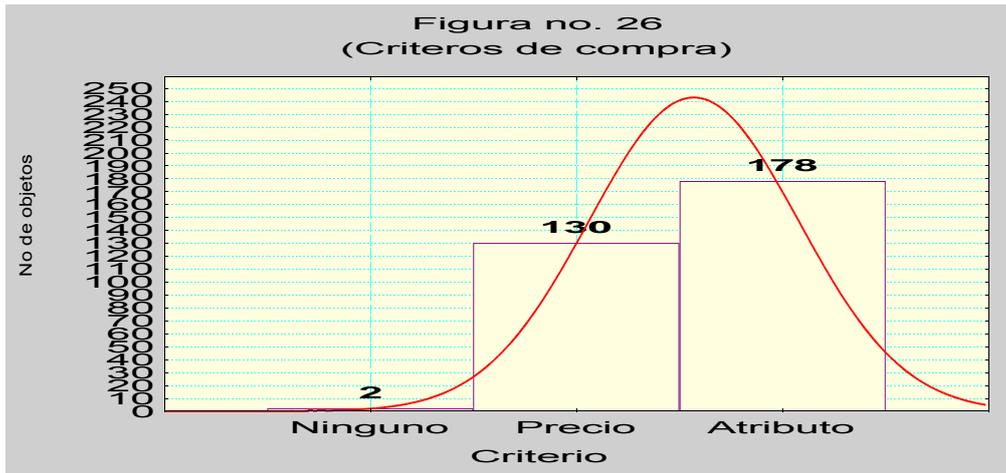


Figura no. 28
(Diseño del producto/carne)

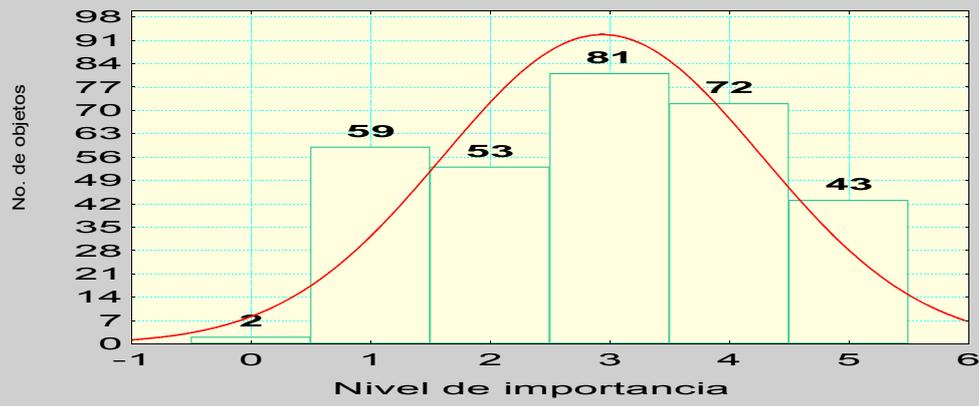


Figura no. 29
(Marca de carnes)

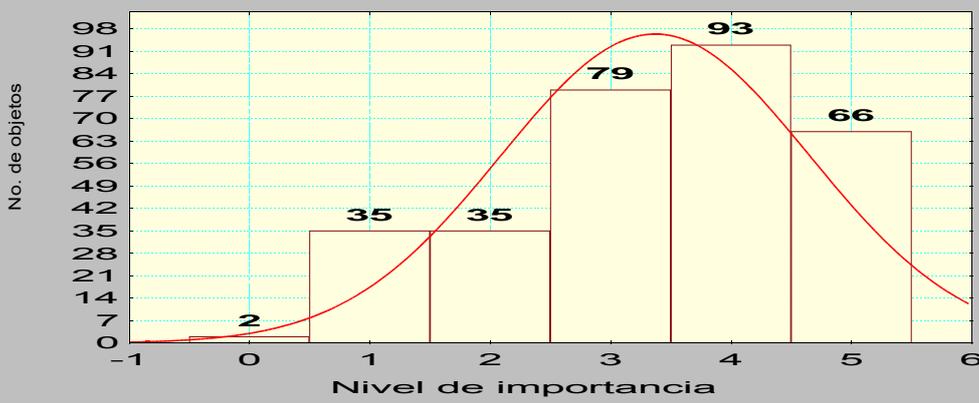


Figura no. 30
(Color de la carne)

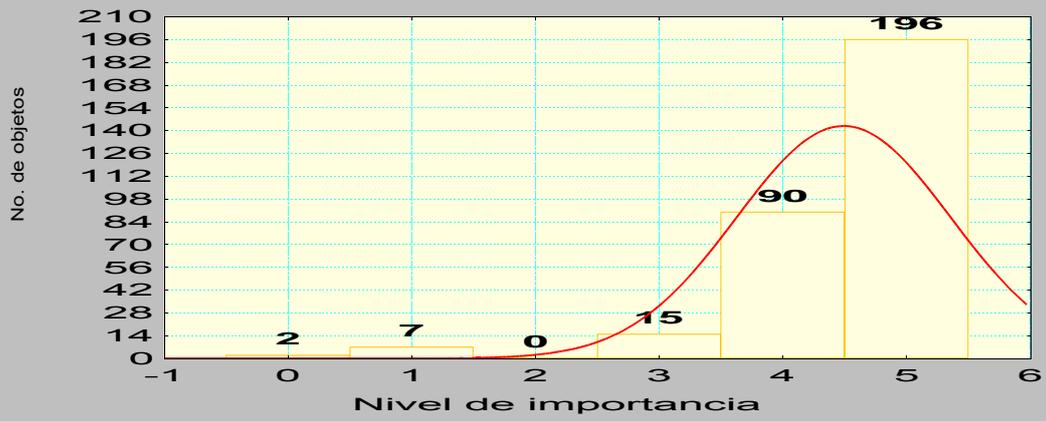


Figura no. 31
(Empaque de carnes)

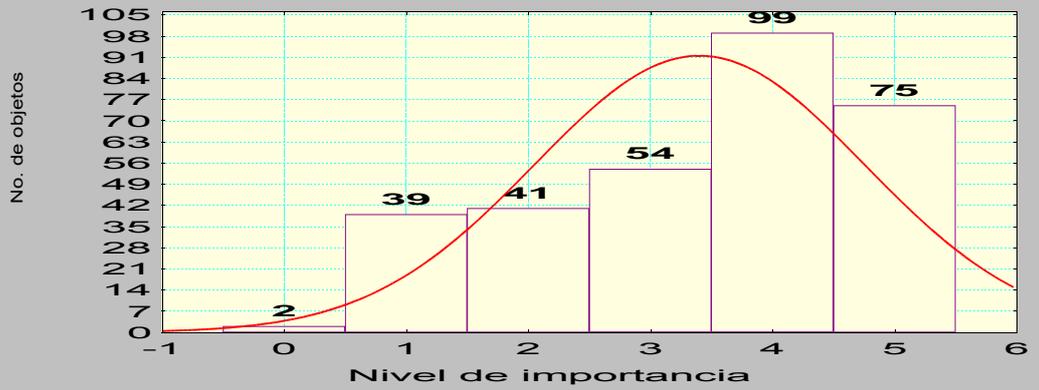


Figura no. 32
(Calidad de carnes)



Figura no. 33
(Sabor de la carne)

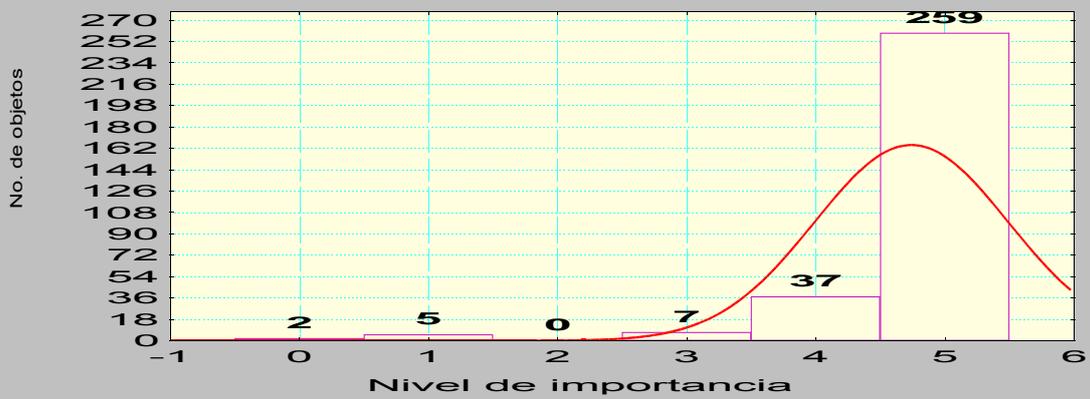


Figura no. 34
(Publicidad de aceites)

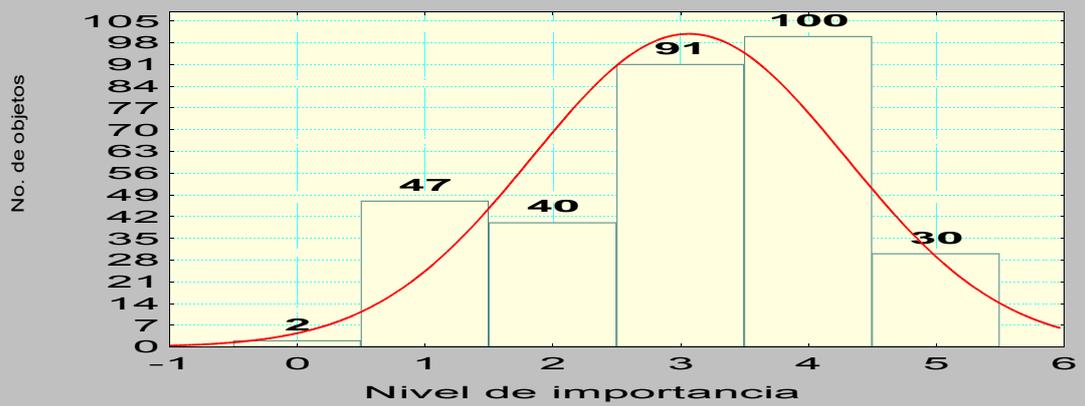


Figura no. 35
(Diseño del producto/aceites)

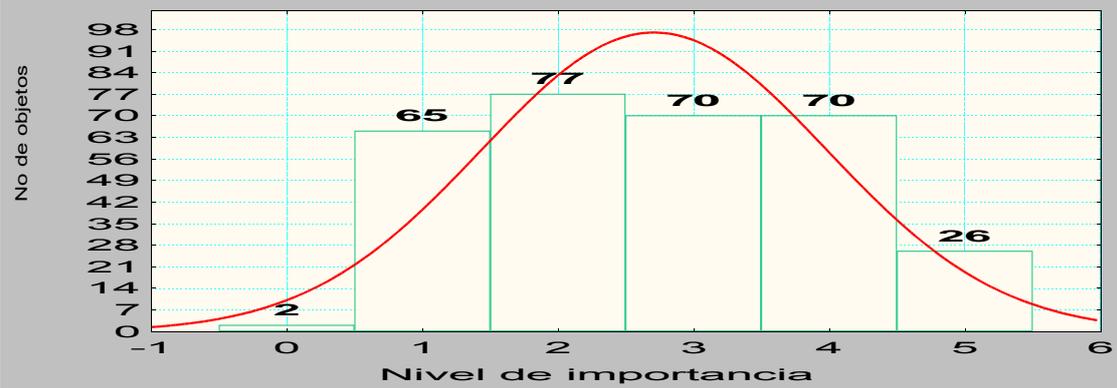


Figura no. 36
Marca de aceites

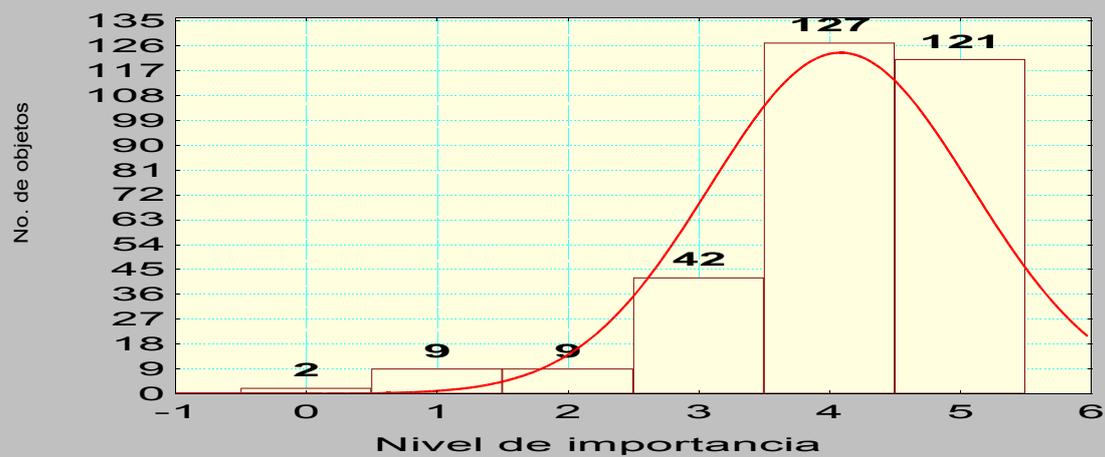


Figura no. 37
(Color del aceite)

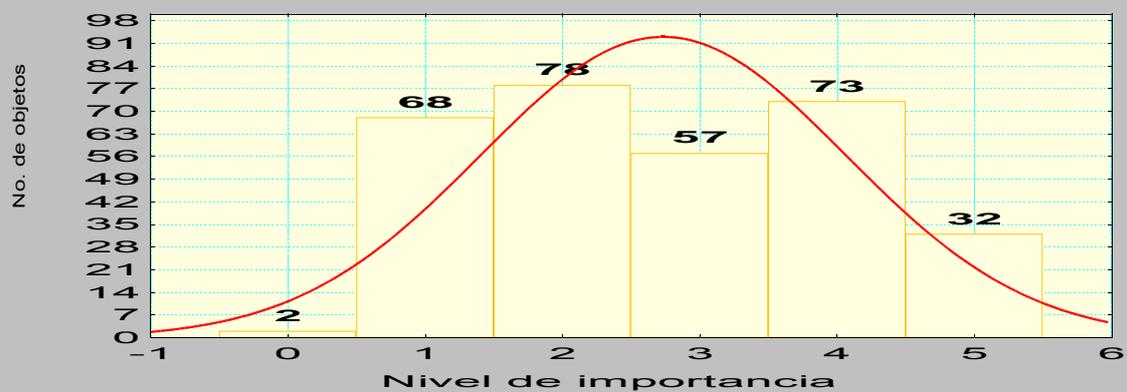


Figura no. 38
(Envase o botella del aceite)

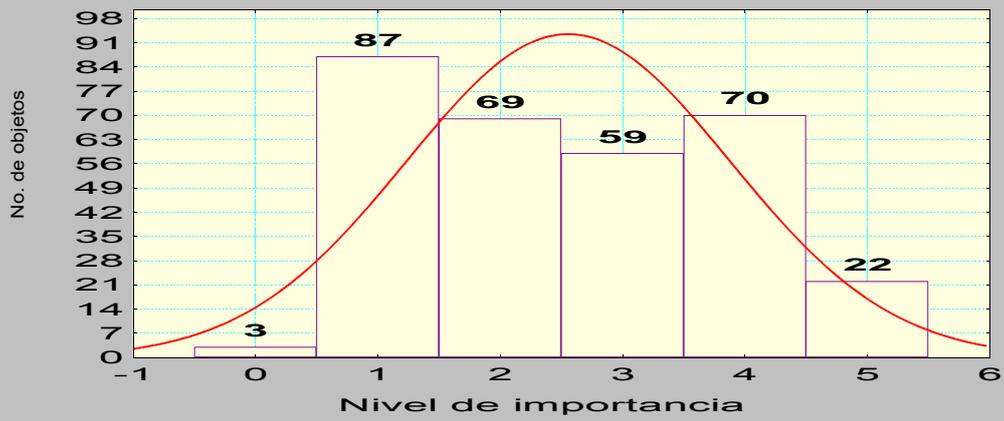
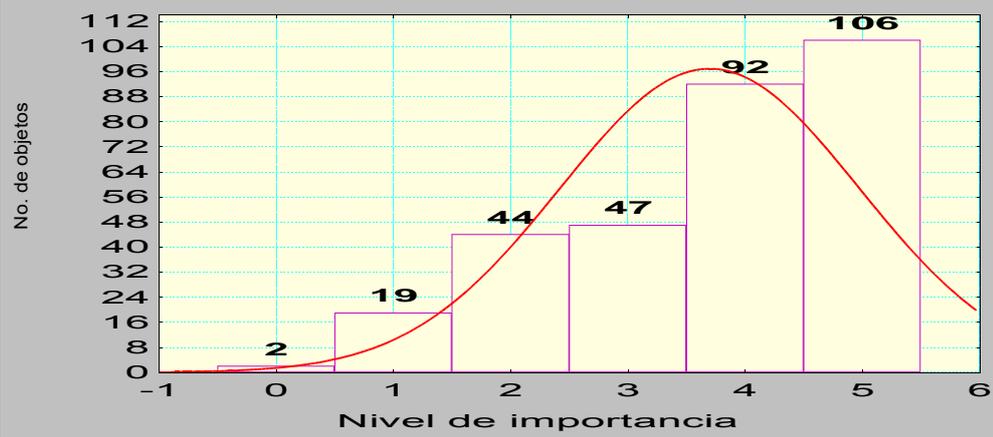


Figura no. 39
(Sabor del aceite)



Anexo. "C". Cuestionario.

Información General: (Marque con una X)

zona:

Folio:

SEXO		EDAD				NIVEL DE ESTUDIOS			No. DE HABITANTES EN EL HOGAR
1 F	0 M	1 20-30	2 31-40	3 41-50	4 MAS DE 50	1 PRIMARIA O SECUNDARIA	2 PREPARATORIA O TECNICO	3 PROFESIONAL	

1.- CUANDO USTED COMPRA PRODUCTOS BÁSICOS (DE PRIMERA NECESIDAD), EL CRITERIO MÁS IMPORTANTE ES:

1	EL PRECIO DEL PRODUCTO	2	LAS CARACTERISTICAS DEL PRODUCTO
---	------------------------	---	----------------------------------

2.- CALIFIQUE POR FAVOR DEL 1 AL 5 (BASANDOSE EN LA TABLA SIGUIENTE) QUE TAN IMPORTANTE O NO ES PARA USTED CADA UNA DE LAS CARACTERISTICAS DE LOS PRODUCTOS QUE SE PRESENTAN A CONTINUACION A LA HORA DE HACER SUS COMPRAS:

CALIFICACION									
1	SIN IMPORTANCIA ALGUNA	2	POCO IMPORTANTE	3	REGULAR	4	IMPORTANTE	5	MUY IMPORTANTE

**PRODUCTOS CÁRNICOS
(RES, POLLO Y CERDO)**

ATRIBUTOS O CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO

CALIFICACIÓN

- PUBLICIDAD
- DISEÑO DEL PRODUCTO
- MARCA
- COLOR
- EMPAQUE
- CALIDAD
- SABOR

ACEITES COMESTIBLES



**ATRIBUTOS O
CARACTERÍSTICAS
DEL PRODUCTO**
PUBLICIDAD
DISEÑO DEL
PRODUCTO
MARCA
COLOR
ENVASE
CALIDAD
SABOR
NUMERO DE
PERSONAS QUE
CONTRIBUYEN CON
EL GASTO EN SU
HOGAR

CALIFICACIÓN

NIVEL DE INGRESO:

(SALARIOS MÍNIMOS PERCIBIDOS EN EL HOGAR)

1	2	3	4
HASTA 2 S.M.	MAS DE 2 HASTA 5 S.M.	MAS DE 5 HASTA 10 S.M	MAS DE 10 S.M.
\$ 3,000 Mensual	Más de \$3,000 a \$7,500 Mensual	Más de \$7,500 a \$15,000 Mensual	Más de \$ 15, 000

¡Gracias por su Valiosa Ayuda!

Observaciones:

Referencias Bibliográficas.

Akerberg, D. y Rysman, M. (2002). *Unobserved Product Differentiation in Discrete Choice Models: Estimating Price Elasticities and Welfare Effects*. [electronic versión]. NBER Working Paper No. 8798

Appleyard, D. y Field, A. (2003). *Economía Internacional*. Colombia: Mc Graw Hill.

Álvarez, R. (1995). *Estadística Multivariante y no Paramétrica con SPSS. Aplicación a las Ciencias de la Salud*. España: Díaz de Santos.

Arens, W. (2000). *Publicidad*. México: Mc Graw Hill.

Bajariy, P. y Benkardz, L. (2003). *Discrete Choice Models as Structural Models of Demand: Some Economic Implications of Common Approaches*. Stanford University and NBER. Recuperado el 15 de Febrero de 2008 de <http://www.stanford.edu/~lanierb/research/al3-13-03.pdf>

Berry, S. y Pakes, A. (2007). *The Pure Characteristics Demand Model*. [electronic versión]. *International Economic Review*, Vol. 23, No. 4, 1193-1225.

Berry, S. y Waldfogel, J. (2003). *Product Quality and Market Size* [electronic versión]. NBER Working Paper No. 9675

Bustos, E. (sf). *Métodos Multicriterios Discretos de Ayuda a la Decisión*. Recuperado el 20 de Febrero de 2008 de http://www.angelfire.com/aKilb4_4....

Carrasco, R. (2001). *Modelos de elección discreta para datos de panel y modelos de duración: una revisión de la literatura*. [Versión Electrónica]. Universidad Carlos III de Madrid. Recuperado el 18 de Febrero de 2007 de http://www.revistasice.com/cmsre-vistasICE/pdfs/CICE_66_21-49__F0C27568D5799CA1FC926DCB19EBFAA1.pdf

Coto, P., Sainz, R. y Núñez, R. (2007). *Determinación De las Elasticidades en los Modelos de Elección Discreta*. [electronic versión]. Primer Congreso de Logística y Gestión de la Cadena de Suministro Zaragoza, 12 y 13 de Septiembre de 2007. Recuperado el 18 de Febrero de 2008 de <http://www.cnc-logistica.org/congreso-cnc/documentos/114.pdf>

Dhar, T., Chavas, J. y Cotterill, R. (2003). *An Economic Analysis of Product Differentiation under Latent Separability* [electronic versión]. American Agricultural Economics Association. Recuperado el 18 de Febrero de 2008 de <http://www.sauder.ubc.ca/FacultyResearch2/Research/Documents/Dhar/2527endogene-ousmarketsegmentation.pdf>

Dorfman, R. y Steiner, P. (1954). "Optimal Advertising and Optimal Quality". American Economic Review 44.

Douglas, D. y Wilson, B. (2005). *Differentiated product competition and the Antitrust Logit Model: an experimental analysis*. [Electronic version]. [Journal of Economic Behavior & Organization](#), vol. 57, 89-113.

Douglas, D. y Wilson, B. (2006). *Equilibrium Price Dispersion, Mergers and Synergies: An Experimental Investigation of Differentiated Product Competition*. [electronic version]. International Journal of the Economics of Business, Vol. 13(2), 169-194.

Dubé, J. (2004). *Multiple Discretenees and Product Differentiation: Demand for Carbonated Soft Drinks*. [electronic version]. Marketing Science, Vol.23, no. 1, 66-81.

Elliot, C. (2004). *Vertical Product Differentiation and Advertising* [electronic versión]. Journal of the Economics of Business, No. 1, 37-53

Fernández de Castro, J. y Duch N. (2003). *Organización Industrial. Un Enfoque Estratégico*. México: Mc Graw Hill.

Ferrán, M. (2001). *SPSS Para Windows*. España: Mc Graw Hill.

Figuroa, J. (2009). *Notas de Clase Sobre Regresión Logística*. Manuscrito no Publicado.

Gujarati, D. (2000). *Econometría*. (3ra Edición). Colombia: Mc Graw Hill.

Gutiérrez, H. y De la Vara, R. (2004). *Control Estadístico de Calidad y Seis Sigma*. México: Mc Graw Hill.

Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. y Black, W. (1999). *Análisis Multivariante*. (5^{ta} Edición). España: Prentice Hall Iberia.

Hosmer, D. y Lemeshow, S. (1989). *Applied Logistic Regression*. United States of America: Wiley Interscience Publication.

Kinnear, T. y Taylor, J. (1998). *Investigación de Mercados*. (5ta ed.). México: Mc Graw Hill.

Kotler, P., Bowen, J. y Makens J. (2004). *Marketing para Turismo*. España: Pearson Educación.

Lerma, E. (2004). *Guía para el Desarrollo de Productos. Un enfoque Práctico*. México: Thomson.

Levy, M. y Varela, M. (2003). *Análisis multivariable para las Ciencias Sociales*. España: Pearson Educación.

Lind, D., Marchal, W. y Wathen, S. (2005). *Estadística Aplicada a los Negocios y la Economía*. México: Mc Graw Hill.

Maddala, G. (1996). *Introducción a la Econometría*. México: Prentice Hall.

Martínez, E. (1997). *Evaluación y Decisión Multicriterio: Reflexiones y Experiencias*. Recuperado el 20 de Febrero de 2008 de <http://www.fcs.edu.uy/enz/desarrollo/modulodes/archivos/tecnicapestrategica/Evaluacion%20multicriteria-Introduccion-Eduardo%20Martinez.doc>

Mochón, F. (2004). *Economía y Turismo*. Colombia: Mac Graw Hill.

Morandi, V. (sf). *¿Quién es Israel Kirzner?* Recuperado el 15 de junio de 2007, de http://www.ileperu.org/contenido/Articulos/israel_kirzner_ensayo_joseluis.htm

Pardo, A. y Ruiz, M. (2002). *SPSS 11 Guía Para el Análisis de Datos*. México: Mac Graw Hill.

Pindyck, R. y Rubinfeld, D. (2001). *Econometría: Modelos y Pronósticos*. (4ta Edición). México: Mac Graw Hill.

Orro, A. (2003). *Modelos de Elección Discreta con Coeficientes Aleatorios*. Universidad A. Coruña. (Borrador). Recuperado el 18 de Febrero 2008 de http://caminos.udc.es/grupos/ferroca/orro/documentos/DTGTF_01_03_orro_RP_DCM_2003.pdf.

Real Academia Española (1989). *Diccionario Manual e Ilustrado de la Lengua Española*. (Cuarta Ed.). España.

Ródenas, M. y Barberis, G. (sf). *Estudio Comparativo de Métodos de Ayuda a la Decisión Multicriterio en la Selección de Alternativas de Inversión*.

Recuperado el 20 de Febrero de 2008 de <http://www.esasepuma.com/XJ16C.pdf>

Samuelson, P y Nordhaus, W. (2006). *Economía*. China: Mc Graw Hill.

Santesmases, M. (2001). *DYANE, Versión 2, Diseño y Análisis de Encuestas en Investigación Social y de Mercados*. España: Pirámide.

Stanton, W., Etzel, M., y Walter, B. (2007). *Fundamentos de Marketing*. China: Mc Graw Hill.

Trout, J. (2001). *Diferenciarse o Morir*. Madrid, España: Mc Graw Hill.