

DESARROLLO DE MODELOS PARA ESTIMAR LA PONDERACIÓN DE LOS
ATRIBUTOS DEL NIVEL DE SERVICIO EN LA TOMA DE DECISIONES
ENTRE ALTERNATIVAS DE TRANSPORTE

Presentado por:
Marcela Anillo Galeano

Requisito presentado para aspirar al título de
Master en Ingeniería Industrial

Director: Ing. Víctor Cantillo, Ph.D

Universidad del Norte
Maestría en Ingeniería Industrial
Departamento de Ingeniería Industrial
División de Ingenierías
Barranquilla
2006

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por todo lo que me ha dado, por las oportunidades que me ha brindado. A mi mamá que es mi guía y apoyo incondicional. A mi familia por su apoyo y respaldo en este proceso. A Rafael Manjares por su comprensión, apoyo, paciencia y ayuda. A Víctor Cantillo por sus invaluable aportes, apoyo y confianza, sin la cual esta tesis no se hubiese podido realizar. A Marco Sanjuán y Carlos Paternita por su guía, ayuda y correcciones que enriquecieron este trabajo.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.2. JUSTIFICACIÓN	3
1.3. OBJETIVOS.....	5
1.3.1. Objetivo general.....	5
1.3.2. Objetivos específicos	5
1.4. HIPÓTESIS	6
1.5. ALCANCE Y LIMITACIONES DEL PROYECTO	7
1.6. METODOLOGÍA.....	7
1.7. ESTRUCTURA DE LA TESIS	10
2. DISEÑO DEL EXPERIMENTO	11
2.1. DATOS DE PREFERENCIAS DECLARADAS Y PREFERENCIAS REVELADAS	11
2.1.1. La modelación con datos de PR: el mundo como es	12
2.1.2. La modelación con datos de PD: el mundo como podría ser	13
2.1.3. La modelación con datos mixtos.....	14
2.2. DISEÑO DE LA ENCUESTA.....	15
2.3. PRUEBA PILOTO	25
2.4. ENCUESTA FINAL	26
3. FORMULACIÓN Y EVALUACIÓN DE MODELOS	30
3.1. TEORÍA DE LA UTILIDAD ALEATORIA	30
3.2. MODELOS DE ELECCIÓN DISCRETA.....	36
3.2.1. Modelo Logit Multinomial	40
3.2.2. Modelos con Variaciones Sistemáticas.....	45
3.2.3. Modelo Mixed Logit	46
3.2.4. Estadígrafos de interés	52

3.3.	MODELOS FORMULADOS.....	54
3.4	MODELOS SELECCIONADOS.....	62
3.4.1.	Modelos con datos PR y datos Mixtos	62
3.4.2.	Modelos con datos PD	67
3.4.	VALOR SUBJETIVO DEL TIEMPO (VST)	74
4.	FORMULACIÓN DE POLÍTICAS	91
4.1.	PROBLEMA DE AGREGACIÓN	91
4.2.	FORMULACIÓN DE POLÍTICAS PARA UNA EMPRESA DEL MERCADO	94
4.3.	ELASTICIDADES DE LOS DIFERENTES ATRIBUTOS.....	102
5.	CONCLUSIONES	103
	BIBLIOGRAFÍA	107
	ANEXO	114

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Distribución de la población encuestada de acuerdo a la ocupación.	27
Figura 2. Distribución de la población encuestada de acuerdo al nivel de ingresos.	28
Figura 3. Distribución de la población encuestada de acuerdo al motivo del viaje.....	28
Figura 4. Distribución del valor del tiempo de viaje – Modelo ML3	82
Figura 5. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo ML3	83
Figura 6. Distribución del valor del tiempo de viaje – Modelo ML5	84
Figura 7. Distribución del valor del tiempo – Modelo MVS4.....	85
Figura 8. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo MVS4.....	85
Figura 9. Distribución del valor del tiempo – Modelo MVS5.....	86
Figura 10. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo MVS5	86
Figura 11. Distribución del valor del tiempo – Modelo MVC4.....	87
Figura 12. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo MVC4.....	87
Figura 13. Distribución del valor del tiempo – Modelo MVC5.....	88
Figura 14. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo MVC5	88

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Niveles del factor Nivel de Servicio.....	19
Tabla 2. Diseño encuesta de preferencias declaradas 1.	22
Tabla 3. Individuos Cautos y Lexicográficos.....	29
Tabla 4. Parámetros de la función de utilidad y signos esperados.....	56
Tabla 5. Resumen modelos con datos PD	57
Tabla 6. Resumen modelos con datos PR	59
Tabla 7. Resumen modelos con datos PD – PR	60
Tabla 8. Modelos seleccionados ML – Con datos PR.....	63
Tabla 9. Modelos seleccionados – Con datos PD - PR	65
Tabla 10. Modelos seleccionados MNL y ML – Con datos PD.....	68
Tabla 11. Modelos seleccionados MVS y MVC – Con datos PD	72
Tabla 12. Valores promedio de VST_v y VST_{int}	90
Tabla 13. Políticas evaluadas.....	95
Tabla 14. Probabilidades de escogencia – Modelo ML3	96
Tabla 15. Probabilidades de escogencia – Actuales.....	96
Tabla 16. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - BMA.	97
Tabla 17. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - CTG.....	97
Tabla 18. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - MAI.	98
Tabla 19. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - MDL.	98
Tabla 20. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - MON.....	99
Tabla 21. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - VDR.....	99
Tabla 22. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta CTG - BOG.	100
Tabla 23. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta CTG - MDL.....	100

1. INTRODUCCIÓN

En esta investigación se formulan y evalúan modelos de elección discreta para estudiar el problema de transporte interurbano. Por medio de estos modelos se pueden analizar el comportamiento de los individuos ante un conjunto de alternativas consideradas mutuamente excluyentes. A su vez, se puede determinar el Valor Subjetivo del Tiempo dado por cada modelo seleccionado, se pueden formular y evaluar políticas que vayan en pro de aumentar la demanda. En el siguiente capítulo se presentan los objetivos, hipótesis, alcances, metodología y estructura de esta investigación.

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

¿Qué empresa de transporte escoge un individuo para trasladarse de una ciudad a otra? ¿Cuáles son los aspectos o motivos que influyen para decidir cual de ellas efectivamente empleará? ¿Cómo valora cada alternativa? ¿Qué ponderación le da a cada uno de los atributos de ellas? Las respuestas a estas preguntas son el eje central del problema a resolver en esta investigación.

El ministerio de Transporte ha emitido reportes en los que hace constar que el modo de transporte intermunicipal de pasajeros más utilizado es el terrestre¹. Además, se ha notado un incremento en la partición modal de los vehículos de transporte tipo van. Dada su importancia, se hace necesario estudiar el comportamiento de los usuarios y analizar la demanda de tal manera que se puedan hacer estimativos y tomar decisiones al respecto.

¹ Esta información se encuentra en la pagina www.mintransporte.gov.co

El objetivo de un sistema de transporte es satisfacer la demanda mediante la provisión de una oferta adecuada que responda a sus exigencias. Los servicios de transporte surgen como consecuencia de la necesidad que tienen los individuos de realizar actividades que implican desplazamientos. La pregunta que se realizan los gerentes de compañías que prestan este servicio es: ¿Cómo satisfacer la demanda de viajes de personas con propósitos distintos a diferentes horas del día, dada una red de transporte entre ciudades, restringidos por una capacidad de operación limitada? La respuesta de esto depende en gran parte de las estimaciones que se hagan de esa demanda. Es necesario realizar planificación a corto y largo plazo y para esto se deben tener herramientas que les permitan realizar tales estimaciones y medir el impacto de sus políticas en ella, teniendo en cuenta las características que la determinan, tanto del viaje a realizar como del individuo.

La demanda de transporte depende en gran medida de las variables socio - económicas que caracterizan a los usuarios. Además, depende de los atributos de las alternativas, que son analizadas por el individuo al momento de tomar la decisión, destacando entre ellas el tiempo de viaje, el costo del pasaje y el transporte desde y hacia la Terminal, la comodidad y seguridad que le ofrece cada compañía.

Los modelos de demanda desagregados constituyen, en la actualidad, la herramienta de análisis adecuada para abordar el problema de modelar la demanda de transporte (Ortúzar y Román, 2003), debido a que por medio de ellos se puede modelar la escogencia de una alternativa dentro de un grupo exclusivo y particular de opciones. La tarea consiste en la construcción de modelos de elección discreta que permitan realizar estimaciones de demanda, incluyendo en ellos las variables que influyen en la toma de decisiones de la empresa seleccionada para realizar un viaje interurbano. Estos modelos deben explicar y cuantificar la influencia que las variables socioeconómicas de los individuos ejercen en su decisión y deben ayudar a evaluar posibles políticas de las empresas de transporte.

1.2. JUSTIFICACIÓN

Existen muchos factores que limitan las metas que se proponen las empresas de transporte de pasajeros, dada la complejidad de las decisiones que se deben tomar y su relación con el comportamiento de los pasajeros. Hay que tener muy en cuenta que se deben analizar de manera detenida todos los elementos que influyen en la planeación de los servicios a ofrecer por parte de estas empresas, ya que los errores que se cometan en ésta van a tener un impacto negativo en la prestación del servicio.

Dado que los mercados se han vuelto cada día más fuertes y competitivos, las empresas están en la obligación de contar con características lo suficientemente contundentes, las cuales les permitan diferenciarse de las demás. Es por esto que es de vital importancia para el logro de estos objetivos definir de manera correcta la planificación de la flota de transporte dado que se tiene una demanda pronosticada, analizando y modelando a un cliente, que se caracteriza por su racionalidad *-homo economicus-* el cual siempre elige la alternativa más atractiva sujeto a sus restricciones ambientales (Domencich y McFadden, 1975).

Las empresas de transporte intermunicipal de pasajeros en Colombia tienen un gran reto en frente, ya que no poseen herramientas que vayan más allá de la intuición para determinar los pronósticos de su demanda. Los modelos de elección discreta se constituyen en una solución para estas empresas. Los estudios en el área de pronósticos de demanda de pasajeros han sido de gran ayuda en el desarrollo de proyectos sociales, han tenido un gran auge y se han implementado en diversos campos, no solo en transporte y mercadeo. Se ha estado tratando este tema y se han hecho comparaciones con otros métodos que podrían desarrollar pronósticos, que trabajan con datos agregados, tales como Redes Neuronales (Para mayor ampliación referirse a Carvalho et.al., 1998).

Los modelos de elección discreta son empleados en la actualidad para plantear y evaluar políticas, tales como el incremento o reducción del costo del pasaje, disminución en el tiempo entre despachos, entre otras. En Colombia son pocos los antecedentes en el uso de ellos, y en el caso del sector transporte las aplicaciones se han centrado al caso urbano. Estas aplicaciones se han hecho en el sector privado, por medio de empresas consultoras, como fue el caso del estudio realizado para el Transmilenio en la ciudad de Bogotá. En ese sentido, este trabajo es pionero en la aplicación de estos modelos al tema de pronóstico de demanda en viajes entre ciudades.

1.3. OBJETIVOS

1.3.1. Objetivo general

Desarrollar modelos de elección discreta que permitan estimar la ponderación de los atributos del nivel de servicio en la toma de decisiones de los individuos respecto a que empresa seleccionar para realizar un viaje de una ciudad a otra.

1.3.2. Objetivos específicos

- ✓ Realizar una revisión bibliográfica de los modelos de elección discreta, en particular en su aplicación en el problema del transporte interurbano.
- ✓ Diseñar los instrumentos de recolección de datos en consonancia con los principios que rigen el diseño experimental

- ✓ Formular y estimar modelos de elección discreta, seleccionar aquellos que presenten el mejor comportamiento y a partir de ellos determinar la valoración de cada atributo y evaluar el Valor Subjetivo del Tiempo.
- ✓ Realizar comparaciones entre los Modelos Logit Multinomial, Modelos Mixed Logit (variaciones aleatorias), Modelos de Variaciones Sistemáticas y Modelos con Combinación de Variaciones (aleatorias y sistemáticas)
- ✓ Estimar las elasticidades de la demanda respecto de los atributos del nivel de servicio
- ✓ Proponer políticas para el crecimiento de la demanda y estimar su impacto empleando el enfoque del problema de agregación.

1.4. HIPÓTESIS

La hipótesis de este trabajo es probar que es posible estimar modelos robustos de elección discreta, con sólido soporte microeconómico y estadístico, para evaluar la influencia de los atributos en la toma de decisiones del servicio elegido para trasladarse de una ciudad a otra por carretera.

1.5. ALCANCE Y LIMITACIONES DEL PROYECTO

El proyecto desarrollará el diseño y estimación de modelos de elección discreta para estimaciones de demanda de transporte interurbano con los estudios correspondientes para su construcción y validación. Se realizará un análisis de los resultados y las recomendaciones pertinentes. El estudio se hará con usuarios de transporte público que viajen en alguna de las siguientes rutas: Barranquilla – Bucaramanga, Barranquilla – Cartagena, Barranquilla – Maicao, Barranquilla – Medellín, Barranquilla – Montería, Barranquilla – Valledupar, Cartagena – Bogotá y Cartagena – Medellín.

1.6. METODOLOGÍA

El estudio se inició con una **revisión bibliográfica** del estado de arte y de casos de aplicación pertinentes. Las fuentes bibliográficas requeridas para esto son textos, documentos, revistas, Internet, etc. relacionados con el tema. Cabe mencionar que no se encontró evidencia de estudios o aplicaciones en Colombia relacionadas con el transporte interurbano de pasajeros.

Una vez se había investigado y estudiado el tema, se procedió a la **toma de la información**. La base de esta recolección fue la realización de encuestas de preferencias reveladas (PR) y de preferencias declaradas (PD). Para las encuestas de PD fue necesario adelantar un diseño experimental, el cual consistió en un conjunto de situaciones hipotéticas, pero realistas, definidas por una serie de factores que se supone influyen fuertemente la elección real.

Durante la etapa de previamente mencionada se realizaron las siguientes actividades:

- ✓ Se identificó el ámbito de elección, los factores a considerar en el diseño y su rango de variación. Esta identificación se basó en el problema planteado previamente. Los factores y su rango de variación fueron determinados por medio de un breve análisis de los usuarios del servicio en cuestión y la situación de las empresas del sector. Los factores seleccionados son: tiempo de viaje, costo del pasaje, intervalo o tiempo entre despachos y nivel de servicio.

- ✓ Se formuló y planteó una versión inicial del experimento y de la encuesta. Esta última fue construida teniendo en cuenta qué información del usuario era necesario recolectar, tal como edad, ocupación, nivel de ingresos, frecuencia de viajes, entre otras. Por otro lado, el experimento se diseñó teniendo en cuenta los factores planteados y constituye una diseño fraccional del original. Lo que se buscaba con esta encuesta era recolectar información socioeconómica del individuo, información del viaje que iba realizar o el último realizado y su decisión ante un conjunto de situaciones hipotéticas. La información socioeconómica y del viaje constituyen datos de preferencia revelada y la última, datos de preferencia declarada.

- ✓ Se contactó a personas que realicen viajes del tipo estudiado y se les pidió que analizaran el formulario de la encuesta, buscando constatar que las preguntas fueran claras, precisas, concisas y oportunas. Se concluyó con estas evaluaciones que el formulario era en general adecuado y luego de ajustes menores se procedió a realizar una encuesta piloto.
- ✓ La encuesta piloto fue realizada a usuarios de las rutas a estudiar. A través de ella se buscaba evaluar que el experimento resultara adecuado, determinar el tiempo promedio de respuesta de los usuarios y constatar que la encuesta recolectara la información suficiente. Al analizar la encuesta piloto, se concluyó que el experimento y la encuesta eran oportunos y correctos, por lo que se procedió a realizar la encuesta definitiva a 254 individuos.

Una vez realizadas la encuesta definitiva y tabulados los resultados de las mismas, se procedió a formular los modelos empleando el software Biogeme². Los modelos formulados se pueden clasificar en 4 grupos: Modelos Logit Multinomial (MNL), Modelos Mixed Logit (MXL), Modelos con Variaciones Sistemáticas (MVS) y Modelos con Combinación de Variaciones (MCV). Con la información de preferencias declaradas se formularon modelos de las 4 clases, mientras que con la información de preferencias reveladas sólo se estimaron modelos MNL y MXL, al igual que cuando se realizó estimaciones con datos mixtos. A partir de estos modelos se realizaron los análisis correspondientes de Valor Subjetivo del Tiempo y se formularon y evaluaron políticas que incrementarán la demanda.

² Este software se encuentra en www.epfl.ch/mbi/biogeme/ y con el se pueden formular los modelos de elección discreta de diferentes clases (Multinomial, Probit, Nested, entre otros).

1.7. ESTRUCTURA DE LA TESIS

Esta tesis fue organizada de la siguiente manera, teniendo en cuenta la metodología descrita previamente:

- ✓ Capítulo 2: se plantea la teoría del diseño de experimentos, casos de aplicación, los resultados obtenidos en esta etapa y un breve análisis de los mismos.
- ✓ Capítulo 3: se muestra la teoría de los modelos de elección discreta de las 4 clases planteadas, así como los modelos formulados de cada una de ellas. De esto se desprende el análisis correspondiente y la selección de los mejores modelos. A su vez se presenta los resultados obtenidos con referencia al Valor Subjetivo del Tiempo.
- ✓ Capítulo 4: se realiza el análisis del problema de agregación, la teoría que hay detrás de la solución del mismo, el planteamiento y evaluación de posibles políticas, y las conclusiones que de esto se derivan.

2. DISEÑO DEL EXPERIMENTO

En este capítulo se presenta una revisión de los temas de preferencias declaradas y reveladas. A su vez se presentan las características del diseño de experimento realizado, la teoría detrás de éste y los resultados obtenidos a partir de la encuesta piloto y la macro encuesta realizadas.

2.1. DATOS DE PREFERENCIAS DECLARADAS Y PREFERENCIAS REVELADAS

Un diseño de experimentos es una manera de manipular los atributos y sus niveles de las diferentes alternativas para poder evaluar hipótesis que son de gran interés para el modelador. (Hensher, Louvier y Swait, 2000). Antes de comenzar a describir el diseño de experimentos empleado para recolectar la información necesaria para formular los modelos de elección discreta, es necesario especificar que tipo de información se va a recolectar. La información empleada en modelación desagregada puede ser de diversa naturaleza. Principalmente se distinguen tres tipos de fuentes de datos: preferencias reveladas (PR), preferencias declaradas (PD) y datos mixtos (empleo conjunto de datos de PR y PD). Los datos de PR consisten en la observación directa del comportamiento de consumo de los individuos, y los datos de PD se fundamentan en elecciones declaradas por los individuos frente a situaciones hipotéticas de consumo que les son presentas a través de encuestas.

2.1.1. La modelación con datos de PR: el mundo como es ³

Para predecir el comportamiento de los individuos se han empleado tradicionalmente técnicas basadas en la observación de su comportamiento real. En general, estos datos de PR representan un corte transversal en el tiempo y se obtienen a partir de encuestas que tratan de medir los valores de los atributos, tanto de la alternativa elegida como de las no elegidas por cada individuo. Esto permite estimar, con técnicas estadísticas apropiadas, la función de utilidad de cada alternativa que represente las preferencias de cada individuo.

Sin embargo, el empleo de este tipo de datos no está exento de problemas, como los que se mencionan a continuación:

- Observaciones sobre la realidad actual que pueden no variar lo suficiente como para permitir estimar modelos adecuados; además, las variables clave pueden estar correlacionadas.
- La conducta observada puede reflejar factores que no sean de interés para el tomador de decisiones; además, puede ocurrir que los elementos de interés sean englobados por otros.
- Una buena encuesta de PR es muy cara y puede haber datos inaccesibles en los actuales mercados desregulados.
- Existe la dificultad de evaluar el impacto de variables de tipo cualitativo, tales como, comodidad, fiabilidad, seguridad, etcétera.
- La presencia de errores de medición de las variables.

³ Esta descripción se basa en la realizada en "El problema de modelación de demanda desde una perspectiva desagregada: el caso del transporte." por Juan de Dios Ortúzar y concepción Román. (Ortúzar y Román, 2003)

Aparte de estas restricciones de carácter técnico, no es posible emplear datos de PR cuando el objetivo es analizar la demanda de alternativas no existentes en el mercado.

2.1.2. La modelación con datos de PD: el mundo como podría ser

Al hablar de datos PD se hace referencia a un conjunto de técnicas que se basan en declaraciones de individuos acerca de cuáles son sus preferencias cuando se les presentan opciones que describen una serie de situaciones o escenarios hipotéticos contruidos por el investigador en un diseño experimental. El diseño experimental realizado en este proyecto se presenta en detalle en la próxima sección.

Ante los problemas que presentan los de PR, los datos de PD presentan las siguientes ventajas:

- Se puede construir escenarios hipotéticos que garanticen ortogonalidad entre atributos.
- Es posible aislar los efectos de variables de especial interés.
- Al momento de modelar demanda de un nuevo producto o servicio no existe información de tipo RP y además no se puede / debe pronosticar con confiabilidad por analogía a productos ya existentes, por lo tanto se puede emplear información SP para realizar este análisis. Con los diseños SP, es posible incorporar variables y opciones inexistentes en la actualidad, o atributos que no exhiben suficiente variabilidad.
- El diseño experimental permite considerable flexibilidad, al no restringir la especificación del modelo a la típica forma lineal sin restricciones entre variables.

- Como cada usuario debe considerar típicamente 8 ó 9 situaciones hipotéticas, se generan múltiples respuestas por individuo, y eso permite estimar buenos modelos a menor costo en observaciones individuales que en el caso de PR.

Algunas otras razones por las cuales emplear este tipo de información para modelar demanda son:

- Las variables RP claves y explicatorias pueden tener poca o nada variabilidad, como es el caso de las variables de esta tesis.
- En contraste con data RP, la recolección de la información SP puede ser más económica y puede tomar menos tiempo.
- Normalmente la información RP no satisface las suposiciones del modelo y/o no contienen rasgos estadísticos. (Hensher, Louviere y Swait, 1999)

2.1.3. La modelación con datos mixtos.

En la modelación con datos de PD se tiene garantía de que las variables explicativas son exactas, dada la naturaleza de los experimentos. Sin embargo, la principal limitación que se atribuye a estos modelos es la potencial ausencia de compromiso entre lo que el individuo declara que va a hacer y lo que luego hará en realidad. Esto da lugar a la aparición de errores de medición en la variable dependiente. Dado esto, se propone combinar los datos de PD con la información de PR aprovechando sus ventajas respectivas.

2.2. DISEÑO DE LA ENCUESTA

Como se mencionó en la sección anterior, para obtener datos de preferencias declaradas es necesario diseñar encuestas específicas con situaciones hipotéticas pero muy realistas.

Caussade et al (2005) exploran y explican la complejidad asociada al diseño de experimentos de preferencias declaradas. Expresan que la complejidad de un diseño se expresa en términos del número de alternativas disponibles, el número de atributos empleados para definir estas alternativas, el número de niveles de cada uno de dichos atributos y el número de escenarios posibles presentados al encuestado.

De acuerdo con los resultados encontrados por medio de este diseño de experimentos, los autores encontraron que el número de alternativas disponibles debería ser 4, el número de atributos empleados y el número de niveles de cada uno de ellos debiera ser tal que no afecte la habilidad de seleccionar un escenario u otro, y por último el número de escenarios debe ser 9 o 10. El orden de importancia de estos aspectos en términos de su impacto en la varianza de la respuesta es el siguiente: número de atributos, número de alternativas, número de niveles de cada atributo y número de escenarios.

Por otro lado, Huber y Zwerina (1996) identificaron cuatro principios fundamentales los cuales indican si un diseño es óptimo, siempre y cuando se cumplan los cuatro. Estos principios son: ortogonalidad, balance de nivel, mínimo traslape y balance de utilidad. Se puede decir que el diseño es ortogonal cuando cada atributo varía independientemente de los demás: a su vez, el balance de nivel se satisface cuando el nivel de cada atributo aparece en igual proporción que los demás, mientras que el principio de mínimo traslape se cumple cuando cada escenario tiene niveles no traslapados de cada atributo.

Con respecto al último principio, se puede decir que este indica que la utilidad de las alternativas de cada conjunto es la misma, lo que implica que el diseño será más eficiente en la medida en que la probabilidad esperada de una alternativa J_i sea $1/J_n$, donde J_n representa el total de alternativas. En el caso del diseño presentado en esta tesis son 3 las alternativas por escenario.

En los últimos años, los conocedores del tema han dedicado grandes esfuerzos para construir mejores diseños de experimentos para formular los modelos los modelos de elección discreta. Algunos de estos se muestran en Sándor y Wedel (2002); Burges, Louviere y Street (2005). Existen técnicas como swapping, relabeling, cycling para formular estos diseños por medio de algoritmos ya existentes. Estos algoritmos son explicados en Huber y Zwerina (1996), Sándor y Wedel (2001).

Una aplicación de diseño experimental para estimar la demanda de transporte fue realizada por Espino, Martín y Román (2006), cuyo propósito era analizar los efectos que tiene la heterogeneidad en las preferencias sobre la disposición a pagar por la mejora en los atributos (tiempo de viaje, tiempo de espera, comodidad). Para alcanzar sus objetivos, los autores emplearon un experimento de SP. Con éste analizaron las preferencias por los atributos principales que definen el servicio de las aerolíneas, considerando 6 atributos, cada uno con tres niveles a excepción de uno que tenía 2; se destaca que el experimento permitía la interacción entre dos atributos y que los autores c. Construyeron diferentes escenarios, combinando los niveles de los diferentes atributos, y a cada individuo se le pedía que escogiera entre dos aerolíneas hipotéticas.

A su vez, Cherchi y Ortúzar (2002) abordaron el problema de modelar la demanda de un escenario en el cual entraría en servicio un nuevo sistema de trenes para el área de Cagliari, bastante diferente al existente. En esta situación, los autores recurrieron a encuestas del tipo RP y SP (información cuantitativa) y a un grupo focal (información cualitativa) para obtener los datos para la formulación y evaluación de modelos MXL. La primera se realizó para obtener información relacionada con los viajes realizados actualmente, la segunda para aprender acerca de las preferencias de los usuarios ante un nuevo sistema de trenes.

Cabe notar en este momento que la calidad de la información es un punto neurálgico dentro del tema de estimación de modelos dado que los resultados de los modelos así como todos los indicadores o información que partan de estos son sensibles al tipo de data empleada. Cherchi y Ortúzar (2002) recomiendan dedicar grandes esfuerzos al diseño de la metodología y estructura de la encuesta ya que esto implica confiabilidad en los resultados obtenidos.

Atendiendo a las recomendaciones hechas por Caussade et al. (2005), el primer aspecto a tener en cuenta para construir los distintos escenarios es definir las variables que intervienen en el modelo, así como los niveles que estas pueden tomar. Con respecto a esto, se puede decir que después de haber analizado la situación del transporte interurbano del país, se llegó a la conclusión de que los aspectos más relevantes al momento de decidir con que empresa emprender el viaje son: el costo, el tiempo, el tiempo entre despachos y el nivel de servicio. Estas fueron las variables consideradas en el estudio.

El costo está definido como la tarifa del viaje interurbano, mientras que el tiempo contempla el transcurrido entre Terminal y Terminal de transporte del origen y el destino⁴. El tiempo entre despachos hace referencia a cada cuanto se despacha un bus desde la Terminal diariamente. A su vez, el nivel de servicio define las características del servicio, tales como si posee aire acondicionado, televisor, vhs, dvd, baño, etcétera.

Para el diseño, los atributos tarifa, tiempo de viaje y tiempo entre despachas fueron tratados en tres niveles tomando un valor nominal referencial de acuerdo con los valores actuales⁵ variando en $\pm 10\%$. Para el atributo nivel de servicio también se consideró tres niveles, definidos como se muestra en la tabla 1.

⁴ No se consideró el tiempo de acceso, entendido como el tiempo de viaje a la Terminal ya que este era el mismo para todas las alternativas (excepto para las van y taxis puerta a puerta).

⁵ El diseño se realizó en torno a los valores actuales de los atributos para darle realismo.

Tabla 1. Niveles del factor Nivel de Servicio

Nivel 1	Este tipo de servicio se recomienda para las personas que deseen viajar a municipios intermedios entre el origen y el destino. Sus especificaciones se describen a continuación.	Modelo	1986-1992
		Capacidad	30-35 puestos
		Baño	No
		Televisores	No
		Adicional	Aire acondicionado - Música
Nivel 2	Este tipo de servicio se recomienda para las personas que desean viajar en tramos cortos, no mayores a 6 horas de viaje. Sus especificaciones se describen a continuación	Modelo	1993-1998
		Capacidad	34-40 puestos
		Baño	Sí
		Televisores	1-2
		Adicional	Aire acondicionado, Música, Vhs y en algunos casos DVD
Nivel 3	Este tipo de servicio es muy confortable, son vehiculos ultimo modelo equipados con todo lo necesario para que se pueda viajar comodamente hasta la ciudad destino solo deteniendose en las ciudades principales. Sus especificaciones se describen a continuación.	Modelo	1999-2006
		Capacidad	34-40 puestos
		Baño	Sí
		Televisores	2-4
		Adicional	Aire acondicionado, Música, Vhs ó DVD, Descansa Piernas, Horno Microondas y Nevera, mayor espacio entre puestos.

Para recolectar esta información de los valores actuales, fue necesario realizar una investigación de mercado, la cual dio como resultado los diferentes precios, tiempos y frecuencias (tiempo entre despachos) de las empresas que se consideran líderes en el transporte terrestre, dependiendo de las rutas a analizar. En el diseño experimenta, el conjunto de elecciones estaba constituido por tres alternativas.

Es necesario resaltar que los resultados de esta investigación mostraron que existe poca diferenciación entre los servicios ofrecidos por cada una de las empresas. Este hecho se refleja en la existencia de poca variabilidad entre los valores actuales de estos parámetros lo cual puede incidir en la calidad de los modelos estimados con datos de PR y con datos mixtos.

La combinación de niveles define distintos escenarios que constituyen el diseño experimental. Generalmente, se pretende que el diseño sea ortogonal, tal como lo especifican Huber y Zwerina (1996), lo cual implica asegurar que cada atributo varía independientemente de los demás, de forma que se pueda aislar su efecto en la función de utilidad indirecta. La ortogonalidad está asegurada cuando se consideran todas las combinaciones posibles de los niveles de las variables; esto se constituye en un diseño factorial completo.

Un diseño factorial completo permite estimar no sólo los efectos aislados de todos los atributos sino también todas las posibles interacciones entre ellos. El problema es que en estos casos el número de escenarios puede ser muy elevado y el experimento puede producir fatiga en el entrevistado. En el caso de este estudio, el número de escenarios es $81 = 3^4$. Por tanto, lo que se suele hacer en la práctica, y es de hecho lo realizado en este estudio, es utilizar un diseño factorial fraccionado, que consiste en seleccionar solo un subconjunto de escenarios del diseño factorial completo. Sin embargo, en la gran mayoría de las aplicaciones empíricas, se observa que los efectos lineales explican alrededor de un 70 - 90% de la varianza observada – condición de monotonidad en los efectos lineales – (Hensher, Louviere y Swait, 1999); esto sugiere, en diseño experimental, considerar principalmente efectos lineales, y, si hubiese motivos, alguna(s) interacción(es) dobles y/o algún(os) efecto(s) cuadrático(s)

Atendiendo a la recomendación de presentarle al usuario 9 o 10 escenarios, el diseño del experimento presenta únicamente 9 escenarios, fue tomado de Guide to forecasting travel demand with direct utility assessment (Kocur et al, 1982) y resulta ser el siguiente:

1111	2122	3133
1223	2231	3212
1332	2313	3321

Este diseño es un noveno del original, en el cual no se tienen en cuenta las interacciones de segundo orden o de orden superior y se puede probar que es ortogonal. Ahora bien, esto representa el diseño en caso de una alternativa; es decir, una empresa que viaje desde un origen a un destino determinado. Dado que en los escenarios se presentan 3 alternativas para cada par origen – destino, es necesario determinar el orden de estos 9 escenarios para cada una de ellas. Esto se realiza de manera aleatoria, dando como resultado el diseño que se muestra en la Tabla 2. Este proceso se repitió 2 veces para generar un total de 3 encuestas, cada una de ellas diferente a las demás. Este método de construcción es denominado Swapping, expresado y empleado por Huber y Zwerina (1996), Hensher, Louviere, Swait (2000), Sándor y Wedel (2001) y Sándor y Wedel (2002)). Los diseños se muestran en las Tablas 1, Tabla 2 y Tabla 3 del Anexo 2.

Tabla 2. Diseño encuesta de preferencias declaradas 1.

1	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	1	Tiempo	2
	Costo	2	Costo	3	Costo	1
	Frecuencia	2	Frecuencia	3	Frecuencia	2
2	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	2	Tiempo	3
	Costo	3	Costo	3	Costo	1
	Frecuencia	3	Frecuencia	1	Frecuencia	3
3	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	3	Tiempo	1
	Costo	2	Costo	1	Costo	3
	Frecuencia	3	Frecuencia	3	Frecuencia	3
4	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	3	Tiempo	1
	Costo	1	Costo	3	Costo	2
	Frecuencia	1	Frecuencia	2	Frecuencia	2
5	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	1	Tiempo	2
	Costo	1	Costo	1	Costo	3
	Frecuencia	3	Frecuencia	1	Frecuencia	1
6	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	1	Tiempo	3
	Costo	3	Costo	2	Costo	2
	Frecuencia	2	Frecuencia	2	Frecuencia	1
7	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	3	Tiempo	1
	Costo	3	Costo	2	Costo	1
	Frecuencia	1	Frecuencia	1	Frecuencia	1
8	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	2	Tiempo	2
	Costo	2	Costo	1	Costo	2
	Frecuencia	1	Frecuencia	2	Frecuencia	3
9	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	2	Tiempo	3
	Costo	1	Costo	2	Costo	3
	Frecuencia	2	Frecuencia	3	Frecuencia	2
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	1	Tiempo	1
	Costo	2	Costo	1	Costo	1
	Frecuencia	2	Frecuencia	1	Frecuencia	1

El paso siguiente a la construcción del diseño es analizar las respuestas que dan lugar a la variable dependiente del modelo. Se puede distinguir tres tipos de respuestas declaradas:

- Elección: El individuo selecciona en cada escenario presentado la alternativa preferida.
- Jerarquización: En este caso el individuo ordena todas las alternativas que le son presentadas de acuerdo a sus preferencias.
- Escalamiento: en este caso los individuos expresan el grado de preferencia entre dos opciones de acuerdo a una escala semántica.

El tipo de respuesta empleado en el diseño es de elección, dado que es el que más se asemeja al comportamiento del individuo.

Esta encuesta de preferencias declarada se complementa con una de datos PR, en la que se le pregunta al encuestado datos del viaje que está a punto de realizar o el último que realizó, obteniendo información sobre el costo del pasaje, costo y tiempo adicional de traslado, además de información general del encuestado: ingresos, ocupación, motivo del viaje, edad, sexo entre otros conceptos de información socioeconómica. El diseño de esta encuesta se muestra en el Anexo 1.

El muestreo para el tema de encuestas de preferencias declaradas es un tema bastante complejo y se puede resumir en las siguientes 2 preguntas: ¿Quién debe ser encuestado? y ¿Cuántas encuestas deben ser realizadas? Atendiendo a la primera pregunta, se puede decir que la población objetivo de esta investigación son los viajeros que emplean el transporte público para realizar el viaje interurbano, bien sea hombre o mujer mayores de 12 años. A los usuarios de buses se les aplicó la encuesta en la Terminal de Transporte, algunos en Barranquilla y a otros en Cartagena. Por su parte, a algunos de los usuarios de Vans y Taxis se les realizó la encuesta de manera directa en sus hogares y a otros vía correo electrónico.

La respuesta a la segunda pregunta no es tan sencilla. Como se ha dicho, este tema es bastante complejo y la última palabra no está escrita. Kroes (2002) plantea que el mínimo de entrevistas a realizar varía entre 20 y 30, por segmento del mercado, partiendo de análisis estadístico. Claro está que estudios posteriores realizados por el autor de dicha investigación mostraron que en caso de Preferencias Declaradas se necesitan 50 registros, siendo 75 a 100 un tamaño más razonable para estimar los modelos. Esto va acorde con lo sugerido por Ortúzar y Willumsen (2005), los cuales, basados en últimas investigaciones (ver Permain y Swanson 1990; Bradley y Kroes 1990; y Swanson et al. 1992), explican que el número de individuos a encuestar debe estar entre 75 y 100 por segmento del mercado, para obtener una buena base de datos y así estimar modelos adecuados.

En este trabajo se trata un solo segmento del mercado de transporte de personas: individuos que viajan por carretera a otras ciudades empleando un servicio público. Por ello, el número escogido de individuos (254) es suficiente, además, debe tenerse en cuenta que dado que a cada individuo se aplicó 9 casos, se tiene un total de 254×9 *pseudoindividuos*.

2.3. PRUEBA PILOTO

En reemplazo de la tradicional técnica de grupo focal, se presentó el formato de la encuesta a 10 personas que realizan estos viajes interurbanos, cada una por separado, a quienes se les pidió que realizaran los comentarios correspondientes, en atención a los cuales se realizaron leves cambios, más de forma que de fondo. Con el formulario listo, se realizó la prueba piloto. Esta fue realizada a 25 personas en el Terminal de Transporte de la ciudad de Barranquilla.

Los resultados obtenidos a través de esta prueba piloto permiten concluir que con este esquema de encuesta y la información recolectada con ella, era posible recuperar los parámetros de manera razonable. Con la realización de esta prueba piloto, se determinó cuanto era el tiempo promedio de respuesta de la encuesta, alrededor de 4 minutos, se constató que el lenguaje y la presentación de la misma eran los apropiados, se expresaban las ideas con claridad, las preguntas eran pertinentes con respecto al tema que se les estaba presentando.

2.4. ENCUESTA FINAL

Una vez realizada la prueba piloto y analizados los resultados obtenidos a partir de la misma, el siguiente paso es realizar la encuesta definitiva. Esta encuesta se realizó en Barranquilla y Cartagena. En la ciudad de Barranquilla se analizaron las rutas: Barranquilla – Bucaramanga, Barranquilla – Cartagena, Barranquilla – Maicao, Barranquilla – Medellín, Barranquilla – Montería, Barranquilla – Valledupar. En Cartagena se recolectó información con respecto a los pares origen – destino: Cartagena – Bogotá y Cartagena – Medellín. En total se encuestaron a 254 personas, superando el tamaño de muestra inicialmente planteado. En la primera ciudad, se consultaron a 204 personas, las restantes fueron evaluadas en la ciudad de Cartagena.

Para la construcción de los modelos que se muestran en el siguiente capítulo, estos 254 individuos constituyen la población total para los modelos formulados a partir de datos de Preferencia Revelada. Para el caso de los modelos basados en información de Preferencia Declarada estos 254 se convierten en 2286 pseudoindividuos, ya que cada uno de ellos analiza los 9 escenarios planteados y cada una de sus respuestas constituye una observación adicional para el modelo. Para el tema de los modelos con datos mixtos, la población total es de 2540, ya que este tiene en cuenta la información de preferencias reveladas así como también la proveniente de preferencias declaradas.

De la información recolectada a través de la encuesta, se puede decir que de las 254 personas que contestaron la encuesta, 145 son hombres entre los 15 y 71 años y 100 mujeres, entre los 14 y 60 años. De estas 254 personas, la mayoría son empleados y estudiantes (43% y 36%, respectivamente), tal como se muestra en la Figura 1. A su vez, de esta población encuestada, el 28% tiene ingresos entre \$280.000 y \$450.000, el 23% un sueldo entre \$450.000 y \$900.000, 19% entre \$900.000 y \$1.600.000, 15% devenga un salario entre \$150.000 y \$280.000, mientras que un 11% tiene ingresos inferiores a \$150.000 y sólo el 5% poseen ingresos superiores a \$ 1.600.000, tal como se muestra en la Figura 2. Esto indica que de esta muestra, el 70% obtiene ingresos entre \$280.000 y \$1.600.000, siendo este el rango de ingresos relevante para el análisis. De la información obtenida también se puede notar que las razones principales de viaje parecen ser Visitar a alguien (34%), Turismo (28%) y Trabajo (20%), tal como se muestra en la Figura 3.

Figura 1. Distribución de la población encuestada de acuerdo a la ocupación.

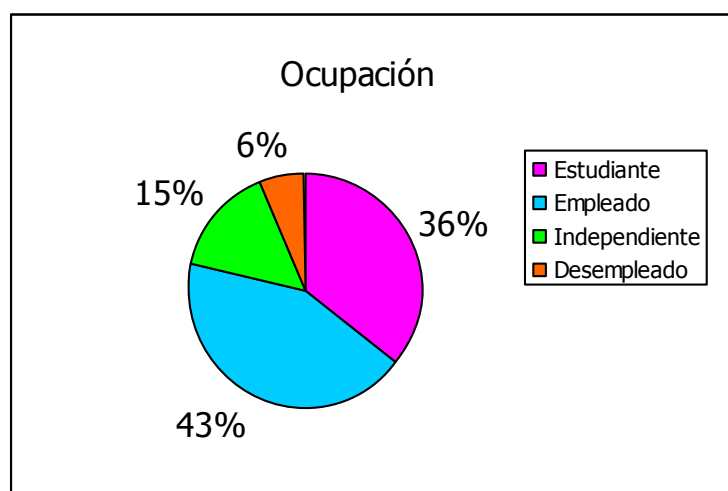


Figura 2. Distribución de la población encuestada de acuerdo al nivel de ingresos.

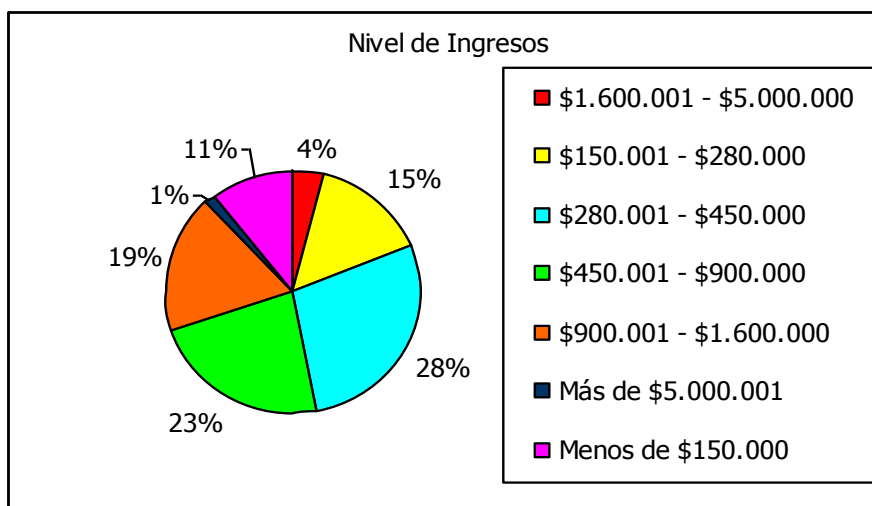
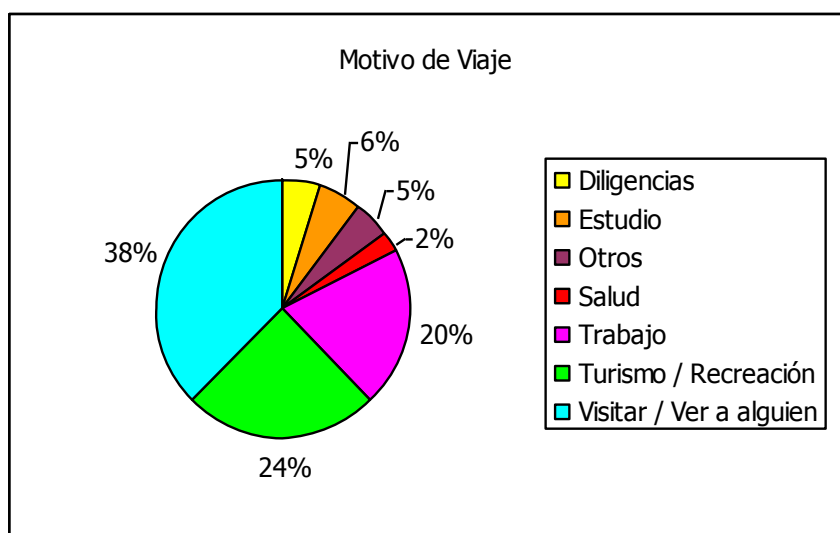


Figura 3. Distribución de la población encuestada de acuerdo al motivo del viaje.



Por otro lado, un análisis que se puede realizar a partir de los resultados de esta encuesta es determinar cuantos individuos pueden ser considerados cautos y cuantos lexicografitos, a partir de la elección realizada por cada uno de los encuestados ante la posibilidad de los 9 escenarios presentados. Los primeros se caracterizan por escoger siempre la misma alternativa, esto es, escogen siempre la misma empresa sin evaluar los atributos. Los segundos toman su decisión basándose siempre en un mismo factor, por ejemplo el menor costoso, el más rápido. En la siguiente Tabla se resumen por ruta cuantos de los encuestados presentan estas características:

Tabla 3. Individuos Cautos y Lexicográficos

Ruta	Cautos		Lexicográficos							
			Tiempo de Viaje		Costo		Tiempo entre Despachos		Nivel de servicio	
BAQ – BMA	2	1%	1	0%	2	1%	2	1%	4	2%
BAQ – CTG	15	6%	1	0%	2	1%	0	0%	3	1%
BAQ – MAI	3	1%	0	0%	1	0%	2	1%	4	2%
BAQ - MDL	1	0%	1	0%	2	1%	5	2%	3	1%
BAQ - MON	2	1%	2	1%	2	1%	2	1%	3	1%
BAQ – VDR	3	1%	0	0%	1	0%	0	0%	2	1%
CTG – BOG	2	1%	0	0%	2	1%	0	0%	0	0%
CTG – MDL	1	0%	1	0%	1	0%	0	0%	1	0%
Total	29	11%	6	2%	13	5%	11	4%	20	8%

Es interesante que los lexicográficos, 50 individuos, resultan ser alrededor del 20% de la muestra, valor típico según investigaciones preliminares. (Ver Saelensminde, 2001)

3. FORMULACIÓN Y EVALUACIÓN DE MODELOS

La mayoría de los modelos de elección discreta parten de la Teoría de la Utilidad Aleatoria (Domencich y McFadden, 1975; Ben Akiva y Lerman, 1985) donde se postula que el individuo q asocia a cada alternativa i una utilidad de tipo estocástica U_{iq} , eligiendo aquella alternativa que maximiza su utilidad. El modelo más sencillo de elección discreta es el Modelo Logit Multinomial, que será descrito posteriormente. Se han desarrollado otros más complejos como los modelos Logit Jerárquico, Logit Probit, Mixed Logit, entre otros.

En este capítulo se presentan los modelos del tipo Logit Multinomial, Mixed Logit, modelo con variaciones sistemáticas y un tipo de modelo en el que se combinan variaciones sistemáticas y aleatorias, formulado a partir de la información recolectada con la encuesta. Como complemento se presentan las pruebas estadísticas necesarias para evaluar y comparar modelos. Por último, se realizan las conclusiones con respecto al valor subjetivo del tiempo para los modelos seleccionados.

3.1. TEORÍA DE LA UTILIDAD ALEATORIA

Como se mencionó previamente, se está considerando a individuos que actúan en forma racional, en el sentido de escoger siempre el camino de acción que les maximiza su utilidad neta personal, sujeto a sus restricciones ambientales, las cuales pueden ser legales, sociales, físicas o presupuestarias. El problema del consumidor se puede expresar como un modelo de optimización con una función objetivo a maximizar sujeto a una serie de restricciones, tal como se muestra a continuación:

$$\max_m \langle \max_x U(x, q_m, t_v, t_x) \mid m \in M \rangle \quad (1)$$

$$\text{S.A. } P_i X_i + C_m = I \quad (2)$$

$$t_v + \sum_{\tau} t_{\tau m} = 24 \quad (3)$$

$$m * n = 0, \forall m \neq n, m \in M, n \in M \quad (4)$$

Donde P_i y X_i son el precio y la cantidad del bien i , C_m es el costo de usar el modo / alternativa m , I representa el ingreso y M es el conjunto de alternativas. A su vez, t_v es el tiempo de viaje y t_{τ} son los distintos usos τ que damos a nuestro tiempo si elegimos la alternativa m . Aquí se tienen dos restricciones: la primera es de presupuesto y la segunda de tiempo.

Ahora bien, la noción de utilidad es un artificio teórico muy conveniente, consistente en asociar un índice al nivel de satisfacción relativo correspondiente a consumir un bien particular, por unidad de tiempo. Los bienes *per se* no producen utilidad, esta se deriva de los servicios asociados a ellos. El nivel de utilidad obtenido es una combinación adecuadamente definida de los atributos, ponderados por la importancia relativa de cada uno en cuanto a contribuir a la utilidad total del bien en particular.

Se entiende por elección el proceso de escoger, por parte de un individuo, entre bienes que se perciben como discretos y que forman parte de un conjunto de opciones relevantes. Dada esta definición, se puede decir que la demanda individual se define comúnmente como el proceso de selección entre bienes que se perciben como estando disponibles en un continuo medible.

La teoría de la utilidad aleatoria se define de la siguiente manera: Sea $\underline{A}$ el conjunto total de alternativas posibles, y $\underline{X}$ el conjunto de vectores de atributos medibles de los individuos. Por lo tanto, un individuo q , tomado al azar de una población o segmento de mercado Q , va a tener un conjunto de atributo $\underline{x} \in \underline{X}$ y va a enfrentar un conjunto de opciones disponibles $\underline{A}(q) \in \underline{A}$. Cada alternativa A_i tiene asociada una utilidad U_{iq} para el individuo q , y se supone que se puede representar por dos componentes:

- Un componente sistemático o representativo V_{iq} que es función de los atributos medidos u observados x , también llamado función indirecta de utilidad condicional. A partir de modelos desagregados, se puede especificar como primera medida que la utilidad representativa es de forma lineal en

$$\text{los parámetros desconocidos de la siguiente manera } V_{iq} = \sum_{k=1}^K \beta_{ikq} X_{ikq} \quad (5),$$

donde X_{ikq} son funciones numéricas, las cuales pueden ser funciones sencillas o complejas de los atributos del viaje o características socioeconómicas. Por ejemplo x puede ser el tiempo o el costo del viaje o una transformación, como la Box Cox o Box Tukey, de alguna de ellas. Puede involucrar interacciones entre los atributos del viaje o las características del individuo, como por ejemplo el costo del viaje dividido por el ingreso del individuo. Además, se asume que los parámetros β son constantes para todos los individuos⁶ aunque pueden variar de opción en opción y representan el impacto del atributo cualitativo X_{ikq} sobre el nivel de utilidad.

⁶ Esta especificación de los parámetros se cumple para los modelos, los cuales no consideran variaciones en los gustos. En los modelos tipo MixLogit (ML) esos parámetros pueden ser aleatorios y es posible estimar parámetros individuales.

- Una componente aleatoria ε_{iq} , que refleja la idiosincrasia y los gustos particulares de cada individuo, además de errores de medición y observación por parte del modelador. La adición de esta componente aleatoria permite resolver dos problemas del modelador: el primero es que los individuos aparentemente idénticos escogen alternativas diferentes y el segundo es que un individuo no escoge la alternativa aparentemente más conveniente. (Domencich y McFadden, 1975)

Entonces, se puede representar la utilidad con la siguiente expresión: $U_{iq} = V_{iq} + \varepsilon_{iq}$ (6). En realidad lo que el modelo estima no es la verdadera utilidad $U_{iq} = V_{iq} + \varepsilon_{iq}$, sino una pseudoutilidad que difiere de la verdadera en un error η_{iq} . (Bates, 1988).

A partir de las funciones de utilidad se pueden estimar tasas marginales de sustitución, entendidas como la disposición a pagar por el mejoramiento de un atributo, por medio de la siguiente expresión: $WTP = \frac{\partial V_{iq} / \partial X_{iq}}{\partial V_{iq} / \partial C_{iq}} = \frac{\beta_{X,q}}{\beta_{C,q}}$ (7),

donde X_{iq} es uno de los parámetros de la función de utilidad. Para el caso específico del valor subjetivo del tiempo, esta expresión es

$$VST = \frac{\partial V_{iq} / \partial T_{iq}}{\partial V_{iq} / \partial C_{iq}} = \frac{\beta_{T,q}}{\beta_{C,q}} \quad (8), \text{ tema que se amplia posteriormente.}$$

La teoría de la utilidad aleatoria considera que el individuo escoge la alternativa de máxima utilidad, esto es, escoge A_i , sí y solo sí $U_{iq} \geq U_{jq} \quad \forall A_j \in A(q)$.

Reemplazando los términos de la expresión anterior, se tiene $V_{iq} - V_{jq} \geq \varepsilon_{jq} - \varepsilon_{iq}$.

Sin embargo, como no es conocido los errores asociados, no se puede afirmar que esta expresión se cumpla, por lo que es necesario asignar probabilidades a la escogencia. Esto es, la probabilidad de escoger la alternativa A_i es:

$$P_{iq} = \text{Prob } \varepsilon_{jq} \leq \varepsilon_{iq} + V_{iq} - V_{jq} \quad \forall A_j \in A(q) \quad (9).$$

Esta expresión de la utilidad es valida para cuando se tienen modelos con datos PD o con datos PR. Para el caso en el que se combinen las dos fuentes de información, la función de utilidad viene dada por la siguiente expresión:

$$U_i^{PR} = c_i^{PR} + \theta X_i^{PR} + \alpha Y_i^{PR} + \varepsilon_i \quad \varepsilon_i \approx (0, \sigma_\varepsilon^2) \quad (10)$$

$$U_i^{PD} = c_i^{PD} + \theta X_i^{PD} + \beta Z_i^{PD} + \eta_i \quad \eta_i \approx (0, \sigma_\eta^2) \quad (11)$$

Donde, α, β, θ son los vectores de parámetros a ser estimados, C_i las constantes específicas, X_i los atributos comunes a ambos conjuntos de datos, Y^{PR} , Z^{PD} los conjuntos de atributos específicos a los datos de PR y PD respectivamente, ε_i y η_i los errores independiente e idénticamente distribuidos (iid) en cada conjunto de datos.

Ahora bien, no es posible comparar los parámetros estimados en ambos contextos de forma directa. No es posible saber si las diferencias se deben al parámetro de escala o si existen verdaderas diferencias entre ambos conjuntos de datos. Para combinar los datos de PR y PD es básico verificar si se cumple la siguiente identidad:

$$\lambda^{PR} \theta^{PR} = \lambda^{PD} \theta^{PD} \rightarrow \theta^{PR} = (\lambda^{PD} / \lambda^{PR}) \theta^{PD} \quad (12)$$

Si se combinan los datos de PD y PR no es posible estimar tanto λ^{PR} como λ^{PD} . Ben-Akiva y Morikawa (1991) abordan el problema suponiendo que la diferencia entre los errores de los modelos de PR y PD se puede representar como una

$$\text{función de sus varianzas, de modo que: } \sigma_{\epsilon}^2 = \mu^2 \sigma_{\eta}^2 \rightarrow \mu^2 = \left(\frac{\lambda^{PD}}{\lambda^{PR}} \right)^2 \quad (13)$$

Algunos autores prefieren escribir $\mu = \lambda^{PD}$ asumiendo en forma implícita la siguiente normalización: $\lambda^{PR} = 1$ Entonces, si se escalan los datos de PD se obtiene

$$U_i^{PR} = \theta X_i^{PR} + \alpha Y_i^{PR} + \epsilon_i \quad \epsilon_i \approx (0, \sigma_{\epsilon}^2) \quad (14)$$

$$\mu U_i^{PD} = \mu \alpha X_i^{PD} + \beta Z_i^{PD} + \eta_i \quad \mu \eta_i \approx (0, \sigma_{\eta}^2) \quad (15)$$

Las probabilidades son entonces:

$$P_i^{PR} = \frac{e^{\theta X_i^{PR} + \alpha Y_i^{PR}}}{\sum_{A_j \in A^{PR}} e^{\theta X_j^{PR} + \alpha Y_j^{PR}}} \quad (16)$$

$$P_i^{PD} = \frac{e^{\left(\mu \alpha X_i^{PD} + \beta Z_i^{PD} \right)}}{\sum_{A_j \in A^{PR}} e^{\left(\mu \alpha X_j^{PD} + \beta Z_j^{PD} \right)}} \quad (17)$$

Ahora bien, debe señalarse que descomponer la utilidad en una componente determinística y un error aleatorio es una especificación general ya que se define como la diferencia entre el valor real de la utilidad y el valor que observa el analista. De este modo, las características van a depender de la forma en la que el analista haya representado la elección. El error no está definido para una situación de elección sino por la especificación que se haya realizado de esa situación. Si el analista fuese capaz de determinar con absoluta precisión el valor de todas las variables que explican la conducta del elector, así como la forma precisa en la que influyen, este error sería cero. Si únicamente fuese debido a los errores de medición de las variables podría ser un simple ruido blanco. En la medida en que este error se deba a la ausencia en el modelo de variables explicativas o diferencias en la especificación de la influencia de estas en el comportamiento, la distribución de estos errores y la correlación entre los errores de las distintas alternativas, los distintos individuos o las elecciones de un mismo individuo podrán ser diferentes.

3.2. MODELOS DE ELECCIÓN DISCRETA

Los modelos de elección discreta han sido desarrollados para describir el comportamiento de un consumidor o usuario ante la escogencia entre un grupo de opciones mutuamente excluyentes. La teoría de elección discreta asume que la percepción del individuo de las características de las diferentes opciones es heterogénea y no es completamente observable. Estos modelos tienen su fundamento en las elecciones observadas de viajeros individuales.

En general postulan que:

La probabilidad de que un individuo escoja una cierta opción, es una función de sus características socioeconómicas y de lo atractiva que resulte la alternativa en cuestión en comparación a las demás. (Ortúzar, 1998)

Usualmente se supone una decisión donde existe un número de alternativas finitas y sólo es posible elegir una de ellas. El consumidor, basándose en los principios de la teoría de utilidad aleatoria, elige la alternativa que le brinde mayor utilidad. En modelos de elección discreta, ha llegado a ser la norma basarse en este enfoque.

Algunas de las propiedades de estos modelos son:

- A diferencia de los modelos agregados, que generalmente se calibran con datos que se han agrupado de alguna forma, los modelos de elección discreta se calibran usando observaciones de la conducta de los individuos como datos de entrada. Dado esto, estos pueden ser más eficientes en el uso de información y poseen menor probabilidad de sesgos debidos a correlaciones entre unidades agregadas.
- Los modelos desagregados, como también se les conoce en la literatura, son probabilísticos.

- A las variables explicativas que se incluyen en los modelos, se les calibran coeficientes en forma explícita. Estos coeficientes permiten una representación más flexible de las variables de política que sean consideradas relevantes para el estudio. A su vez, los coeficientes tienen una interpretación directa en términos de determinar la importancia relativa a cada atributo en la elección.

Los axiomas de la modelación desagregada del comportamiento de la demanda son: i) los individuos representan la unidad básica en la toma de decisiones y ii) los individuos seleccionan la alternativa que más desee o le sea más útil entre todas las disponibles. Esta elección depende de los atributos de la alternativa y las características socioeconómicas del individuo.

La metodología del análisis desagregado de demanda se basa en especificar una forma funcional y paramétrica para la parte representativa V de la función de utilidad y a su vez una función de distribución del término aleatorio. Para estimar los modelos, el procedimiento estadístico utilizado regularmente es máxima verosimilitud.

Dependiendo de la distribución del término error, mostrado en la expresión de la teoría mencionada y basándose en ella misma, se dará origen a distintos modelos probabilísticos de elección discreta. Los residuos ε_{iq} son variables aleatorias con media cero, que determinarán distintos modelos probabilísticos dependiendo de la distribución estadística que se considere. En la mayoría de las aplicaciones empíricas, las distribuciones usadas han sido las de Valor Extremo Generalizados, que dan lugar a los modelos de tipo logit, y la Normal, que da lugar a los modelos de tipo Probit. En la aplicación empírica de este trabajo se han utilizado únicamente modelos tipo logit. Cuando se considera un modelo con variación sistemática de los gustos donde el término de error ε_{iq} se distribuye idéntica e independientemente (iid) Gumbel se obtiene el denominado logit multinomial (MNL) o logit simple (McFadden, 1974). Por el contrario, cuando se supone variación aleatoria de los gustos y la misma distribución para los ε_{iq} , se alcanza una especificación de tipo logit mixto (ML) o de parámetros aleatorios donde la utilidad de la alternativa i viene dada por la siguiente expresión: $U_{iq} = \beta + \mu_q \bar{X}_{iq} + \varepsilon_{iq} = \beta X_{iq} + \mu_q X_{iq} + \varepsilon_{iq}$ (18) que es un caso particular de la expresión más general de un Modelo logit mixto:

$$U_{iq} = V_{iq} + \eta_{iq} + \varepsilon_{iq} \quad (19)$$

Donde $\varepsilon_{iq} \sim \text{Gumbel}(0, \sigma^2)$ y $\eta_{iq} \sim f(\eta/\theta)$, siendo f una función de densidad general y θ los parámetros fijos que caracterizan su distribución en la población.

Por otro lado, se tiene el modelo Logit Jerárquico o Anidado (Williams, 1977), el cual fue desarrollado como una extensión del MNL, en el que se considera una partición disjunta de las alternativas en grupos de tal forma que las alternativas incluidas en cada grupo presentan correlación en sus términos de error; siguiendo estos también una distribución Gumbel. Este modelo es apropiado cuando las opciones a las que se enfrenta el individuo pueden ser agrupadas en nidos de tal manera que la propiedad IIA del MNL, la cual se explica en el siguiente numeral al ampliar la descripción de estos modelos, se mantenga para las alternativas dentro del mismo nido y no se cumpla para las opciones que pertenecen a diferentes grupos. Los modelos MNL y NL no pueden manejar el problema de variedad en los gustos, al trabajar con parámetros fijos para toda la población. No son los modelos apropiados cuando existe heterocedasticidad entre individuos o atributos.

A continuación se presenta una revisión de la teoría detrás de los modelos empleados en esta tesis así como una serie de antecedentes de este tema.

3.2.1. Modelo Logit Multinomial

El modelo más práctico, sencillo y popular es el conocido como Logit Simple (MNL), mencionado previamente, y el cual se caracteriza por que los términos de error distribuyen iid Gumbel (McFadden, 1974). Este modelo es generado a través de:

$$\varepsilon \sim \text{iid Gumbel} \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ . \\ . \\ 0 \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma^2 & 0 & . & . & 0 \\ 0 & \sigma^2 & . & . & 0 \\ . & . & . & . & . \\ . & . & . & . & . \\ 0 & 0 & . & . & \sigma^2 \end{pmatrix} \right), \lambda = \frac{\pi}{\sqrt{6}\sigma} \quad (20)$$

Atendiendo a lo planteado por Hensher, Louviere y Swait (1999), el parámetro Gumbel $\lambda \geq 0$ es inversamente proporcional a la desviación estándar del componente aleatorio $\sigma_{qj} = \pi\lambda^{-1}6^{-1/2}$. Dado esto, la probabilidad de que el individuo q escoja la alternativa i viene dada por:

$$P_{iq} = \frac{e^{\lambda V_{iq}}}{\sum_{\forall j} e^{\lambda V_{jq}}} = \frac{e^{\lambda\beta X_{iq}}}{\sum_{\forall j} e^{\lambda\beta X_{jq}}} \quad (21)$$

Ben – Akiva y Lerman (1985, capítulo 5), tal como lo menciona Hensher, Louviere y Swait (1999), discuten este modelo ampliamente y muestran que el vector de parámetros estimado a partir de cualquier fuente de datos es en realidad $\lambda\beta$.

Por otro lado, se puede decir que el modelo MNL exhibe la propiedad de independencia de alternativas irrelevantes (IIA por sus siglas en ingles) y puede no ser adecuado cuando las alternativas están correlacionadas, tal como se mencionó previamente. Esto implica que la proporción entre dos alternativas no cambia por la inclusión o exclusión de otra alternativa. La propiedad IIA implica que la probabilidad de escoger una alternativa A en vez de otra, debe ser independiente de la presencia o ausencia de una tercera alternativa no escogida.

Este hecho representa una desventaja de estos modelos. Algunas otras desventajas del MNL son las siguientes suposiciones realizadas con respecto al mismo: i) los coeficientes son fijos para toda la población, ii) el hecho de haber respuestas repetidas de un mismo usuario y se asumen independientes entre si.

Dado que los modelos MNL no permiten analizar los problemas cuando existe heterogeneidad en las preferencias o gustos de los individuos, las aproximaciones que se utilizan para captar la heterogeneidad de las preferencias de los individuos son dos. La primera consiste en usar una especificación donde el parámetro de cada atributo es una función de las características socioeconómicas observadas de los individuos (edad, sexo, ingreso, posesión de vehículo,...). Esto permite recoger la variación sistemática de los gustos e identificar cuáles son las fuentes de variación de las distintas disposiciones a pagar. A partir de este enfoque se construyen los modelos con variaciones sistemáticas, propuestos por Fowkes y Wardman (1988), en los que se incluye la variación heterogénea en los gustos, asumiendo que los parámetros de los diferentes atributos dependen de las características de los individuos de una manera determinística.

La segunda aproximación recoge la heterogeneidad aleatoria a través de la especificación de un modelo logit mixto o de parámetros aleatorios, planteada por Train (2003). Estas dos aproximaciones pueden emplearse simultáneamente en un mismo modelo que hace posible captar, además de la variación sistemática de las preferencias, la heterogeneidad no observada. Estos modelos se presentan posteriormente bajo los títulos de Modelos con Variaciones Sistemáticas (MVS), Modelos Mixed Logit (ML) y Modelos con Variaciones Combinadas (MVC).

Ahora bien, para estimar este tipo de modelos, se emplea el método de máxima verosimilitud para determinar los coeficientes β que aparecen en la definición de V (Ortúzar 2000). En el caso de que V sea de forma lineal en los parámetros, la idea detrás del método de máxima verosimilitud es la siguiente: aunque una muestra pueda provenir (o ser generada) de distintas poblaciones, existe una para la cual hay mayor probabilidad que esto ocurra. Así, los estimadores máximo-verosímiles son el conjunto de parámetros que generarían más a menudo la muestra observada. Para ilustrar esta idea, consideremos una muestra de n observaciones de alguna variable z , provenientes de una población caracterizada por un parámetro desconocido β (pudiendo ser éste la media, varianza, etc.) y denotémoslas por $(z_1, z_2, \dots, z_n)$. Ya que z es una variable aleatoria, tiene una función densidad asociada $f(z / \beta)$, puesto que depende de los valores de β . Si todos los valores de z en la muestra son independientes, podemos escribir la función de densidad como:

$$f(z_1, z_2, \dots, z_n / \beta) = f(z_1 / \beta) \cdot f(z_2 / \beta) \cdot \dots \cdot f(z_n / \beta) \quad (22)$$

La interpretación de esta función conjunta es que los z son variables y β es fijo. Si ahora invertimos el proceso y suponemos que los z son conocidos y fijos, y β una variable, se puede interpretar a la expresión anterior como una función de verosimilitud y no de densidad conjunta. Si se maximiza esa función respecto a β , el resultado se llama estimador de máxima verosimilitud, ya que es el valor de β que tiene mayor probabilidad de haber generado la muestra observada; esta idea puede ser extendida a varios parámetros.

Para maximizar la función de verosimilitud, se procede como es usual, esto es, derivando parcialmente respecto de los β e igualando a cero. Normalmente se maximiza la función logaritmo de la verosimilitud puesto que es más manejable y tiene el mismo máximo. Para el MNL la función de verosimilitud se comporta bien y tiene un máximo único si la utilidad es lineal en los parámetros. Si todas las observaciones de la muestra son independientes, la expresión para la función de verosimilitud es sencillamente la multiplicación de las probabilidades de escoger, de acuerdo al modelo, la alternativa efectivamente seleccionada por cada individuo.

La función de verosimilitud puede escribirse, en general, como:

$$L = L(\theta) = \prod_{q=1}^Q \prod_{A_j \in A(q)} P_{jq}^{\varepsilon_{jq}} \quad (23)$$

La función a maximizar es: $\ln L(\theta) = \sum_{q=1}^Q \sum_{A_j \in A(q)} g_{jq} \ln P_{jq}$ donde

$$g_{jq} = \begin{cases} 1 & \text{si } q \text{ escoge } A_j \\ 0 & \text{en otros casos} \end{cases}$$

Maximizando $\ln L(\theta)$ es posible encontrar un conjunto de estimadores máximo verosímiles $\hat{\theta}$ que se distribuyen asintóticamente Normal $\theta; V$ en que :

$$V = - \left\{ E \left(\frac{\partial^2 \ln L(\theta)}{\partial \theta^2} \right) \right\}^{-1} \quad (24)$$

Además, $-2\ln L(\theta)$ distribuye asintóticamente χ^2 con Q grados de libertad.

3.2.2. Modelos con Variaciones Sistemáticas

La manera tradicional de captar la heterogeneidad de las preferencias ha consistido en la introducción de interacciones entre los atributos de las alternativas (tiempo de viaje, costo, frecuencia, etc.) y las características socioeconómicas de los individuos tales como sexo, edad, nivel de ingreso,... (Train, 1998; Morey y Rossman, 2002). De esta manera, el parámetro de cada atributo β_k es una función de las características socioeconómicas observadas de los individuos. Este método permite detectar únicamente la variación sistemática de los gustos.

La forma de la función de utilidad en este caso sería:

$$V_{iq} = \left(\alpha_0 + \sum_l \alpha_l s_{lq} \right) t_{iq} + \left(\beta_0 + \sum_l \beta_l s_{lq} \right) c_{iq} + \left(\gamma_0 + \sum_l \gamma_l s_{lq} \right) f_{iq} \quad (i = 1, 2, \dots) \quad (25)$$

Donde t es tiempo, c es costo y f es frecuencia y las variables s_{lq} son variables dummy que representan las características socioeconómicas l del individuo q , tal como lo explican Ortúzar y Willumsen (2005). Esta ecuación establece que dadas unas características de los diferentes individuos, es posible obtener diferentes coeficientes para un mismo atributo. Es claro que esta formulación de la utilidad sistemática no implica los parámetros están distribuidos aleatoriamente en la población, por el contrario, asume que los parámetros dependen, en una manera determinística, de las características de los individuos.

3.2.3. Modelo Mixed Logit

En muchas ocasiones no se dispone de información a nivel individual o bien los gustos varían de acuerdo a características que son difíciles de medir o que, incluso, son inobservables. El modelo ML permite abordar variaciones en los gustos, por lo que supera las limitaciones de los modelos MNL y NL. Una de las posibilidades más atractivas del ML es la capacidad para abordar directamente las variaciones en los gustos.

Gran parte de las aplicaciones de este modelo referenciadas en la literatura se centra en esta capacidad, empleando la especificación de parámetros aleatorios. Este modelo se apoya en el hecho de que, en general, el valor que cada persona le da a cada atributo de las alternativas varía entre un individuo y otro.

La metodología del ML parte de estimar cada β_q asociado con un atributo de una alternativa, calculando su media y desviación estándar. Este método se denomina Especificación de Parámetros Aleatorios. Por medio de la estimación de la desviación estándar se muestra la presencia de preferencias heterogéneas en la población muestreada, más conocida como heterogeneidad no demostrada. (Hensher y Greene, 2003).

A partir de esta descripción, se tiene que la utilidad de la alternativa i para el individuo q es:

$$V_{iq} = \beta_q x_{iq} = \beta + \mu_q \tilde{x}_{iq} \quad (26)$$

Donde ahora β_q es un vector de coeficientes no observados para cada individuo q que varía aleatoriamente de acuerdo a sus gustos y puede expresarse como la suma de la media poblacional β y las desviaciones individuales con respecto a los gustos promedio de la población μ_q .

Cabe destacar como propiedad relevante que posee el logit mixto, el hecho de permitir aproximar cualquier modelo de maximización de la utilidad aleatoria mediante una selección determinada de la especificación aleatoria en el modelo (McFadden y Train (2000), y, McFadden (2000)).

Ahora, atendiendo a la definición de función de utilidad $U_{iq} = V_{iq} + \eta_{iq} + \varepsilon_{iq}$, se puede decir que para el caso de los modelos ML, el término ε_{iq} distribuye (iid) Gumbel, y la probabilidad de que el individuo q elija la alternativa i condicionada a un valor de η , es análoga a la de un MNL:

$$P_{iq} \equiv L_{iq} = \frac{e^{V_{iq} + \eta_{iq}}}{\sum_j e^{V_{jq} + \eta_{jq}}} \quad (27)$$

Integrando esta expresión sobre todos los posibles valores de η , se obtiene la probabilidad de elegir una alternativa i . Esto es, $P_{iq} = \int L_{iq} f(\eta/\theta) d\eta$. Como se observa, la probabilidad de elección viene determinada por la fórmula del logit ponderada por la función de densidad de η e integrada sobre todos los valores de η . Esta especificación es la del logit mixto, que puede presentar diferentes formas dependiendo de la función f que se considere. Este modelo tiene la ventaja de que permite obtener patrones muy generales de correlación y heterocedasticidad mediante una especificación adecuada de las variables y de las funciones de densidad f de los distintos parámetros. Para el caso particular de parámetros aleatorios la probabilidad de elección adoptaría la siguiente forma:

$$P_{iq} = \int \frac{e^{\beta_q X_{iq}}}{\sum_j e^{\beta_q X_{jq}}} f(\beta/\theta) d\beta \quad (28)$$

En este caso los β son desconocidos y la probabilidad incondicional se obtiene integrando sobre todos los valores de la distribución poblacional de los β_q y multiplicando cada uno por su función de densidad $f(\beta/\theta)$, donde θ representa los parámetros de esta distribución. Por ejemplo, si se considera una distribución normal θ representaría las matrices de medias y covarianza.

De esta forma se plantea que los parámetros de la función de utilidad (utilidades marginales) no son fijos entre la población sino que son variables aleatorias que siguen una cierta distribución de frecuencias sobre la población (f) que define el investigador a priori.

La probabilidad P_{iq} del logit mixto generalmente no tiene una expresión cerrada y de ahí que se tenga que hacer una aproximación numérica a través de simulación. En concreto se extraen R observaciones de β de la función de densidad $f(\beta/\theta)$, que se ponderan por la probabilidad logit y se promedia sobre todas las extracciones. La probabilidad simulada (SP_q) sería este promedio. Así, la función de Log-verosimilitud simulada sería:

$$s(\theta) = \sum_{q=1}^N \ln SP_q \quad (29)$$

Para la estimación de estos modelos se han desarrollado 2 procedimientos: la estimación clásica mediante máxima verosimilitud simulada y la estimación bayesiana, que permite la obtención directa de parámetros individuales. A través del método de máxima verosimilitud, que será empleado para estimar los modelos ML de este trabajo, se pueden derivar los estimadores de β , que definen la distribución de frecuencias de los parámetros individuales β_q sobre la población (Train, 1998; Train, 2003). McFadden y Train (2000) establecen que los modelos estimados por medio de procedimiento proporcionan un método econométrico flexible y computacionalmente manejable para elección discreta basada en la maximización de la utilidad.

El procedimiento utilizado en la simulación para realizar las extracciones necesarias a partir de las distribuciones de los parámetros ha sido el de las secuencias de Halton. Este procedimiento ha mostrado ser más eficiente que la extracción puramente aleatoria, reduciendo el número de extracciones necesarias para estimar los modelos y, por tanto, disminuyendo el tiempo de estimación y/o los errores de simulación asociados a un determinado número de extracciones (Bhat, 2000; Train, 1999).

Tratando un poco más el tema de Máxima Verosimilitud Simulada, se tiene que en la estimación a través de este procedimiento, a partir de las probabilidades simuladas obtenidas en la expresión $s/\beta = \sum_{q=1}^N \ln SP_q$ se obtiene una Log-verosimilitud simulada de la muestra:

$$SLL \beta = \sum_{q=1}^Q \sum_{j \in A(q)} g_{jq} \ln SP_{jq} \quad (30)$$

Esta función ha de ser maximizada y los estimadores máximo verosímiles simulados son los valores β que maximiza SLL. Existen paquetes, tales como el Biogeme, que realizan la estimación de los modelos ML, así como MNL.

Estos modelos han sido empleados en diferentes áreas de estudio, tales como: problemas de transporte (Bath, 1996; Brownstone y Train 1999, Brownstone et.al, 2000), recreación (Train, 1998; Louviere y Hensher, 1983; y Tseng 2001), energía (Goett, Hudson y Train, 1998; Revelt y Train, 2000), preferencias alimenticias (Alfenes, 2004; Carlsson, Frykblom y Lagerkvist, 2000) y mercadeo (Bonnet y Simioni, 2001). Una gran referencia de estos modelos puede ser consultada en Train (2003), Munizaga y Álvarez (2000), y principalmente en Hensher y Greene (2003)

Una aplicación interesante de estos modelos es planteada en (Pestana y Proenca, 2005). Por medio de la estimación de un modelo ML, los autores estimaron que características, por ejemplo localización, número de muertos y heridos, tipo de ataque, están asociadas con un ataque terrorista islámico. A partir de esto pueden calcular la probabilidad de que ocurra un atentado terrestre, dadas unas características del evento. Algunas otras aplicaciones recientes de estos modelos se muestran a continuación:

En Espino, Martín y Román, (2006), el propósito de los autores era analizar los efectos que tiene la heterogeneidad en las preferencias sobre el WTP. Los resultados obtenidos arrojaron información muy valiosa con respecto a la distribución de algunos de los coeficientes en la población. A su vez, fueron comparados con los obtenidos de los modelos MNL previamente formulados, y estos presentan un mejoramiento en el comportamiento y ajuste de los mismos.

McFadden y Train (2000) realizan una aplicación de los modelos ML en el tema de demanda de diferentes alternativas de vehículos. Su conclusión es que esta nueva metodología de estimación de demanda presenta un acercamiento al análisis de elección discreta flexible y manejable desde el punto de vista computacional. En este caso, los autores consideraron dos tipos de fuentes de heterogeneidad no observada entre los usuarios: características de alternativas que no son registradas por el analista y características del usuario que no son medibles y que impactan en la decisión a tomar.

Otra aplicación es el trabajo de (Cherchi y Ortúzar, 2002). Para modelar un nuevo sistema de trenes en Cagliari, los autores emplearon la formulación de modelos ML y así determinaron las preferencias de los usuarios ante un nuevo servicio.

La aplicación documentada más reciente fue realizada por Espino, Román y Ortúzar (2006). En este caso los autores analizan el comportamiento de los individuos al momento de seleccionar el modo de transporte entre suburbios en la isla Gran Canaria. El modelo empleado parte de la mezcla de información de preferencias reveladas y preferencias declaradas. Por medio del modelo y de los parámetros hallados, los autores derivaron medidas de cuanto esta dispuesto a pagar un individuo, como por el ejemplo el valor subjetivo del tiempo, descrito a mayor profundidad en el capítulo 4 de este documento. A su vez, con estos resultados obtenidos, los autores estudiaron la sensibilidad de los viajeros, la sensibilidad de su comportamiento, ante diferentes políticas.

3.2.4. Estadígrafos de interés

a. El test t para la significancia de un parámetro β_k

Los programas de estimación entregan, en convergencia, la matriz de varianza – covarianza V , que en su diagonal tiene a σ_{kk}^2 , un estimador de la varianza de los

parámetros; de este modo, si $\beta_k = 0 \Rightarrow t = \frac{\hat{\beta}_k - \beta_k}{\sigma_{kk}} = \frac{\hat{\beta}_k}{\sigma_{kk}} \sim N(0,1)$.

Con esto es posible verificar si β_k es significativamente distinto de cero. Notar que no es exactamente un test t, sino que una aproximación, para muestras grandes, en que t se prueba con la distribución Normal. Así, si $t > 1,96$ para $(1 - \alpha) = 95\%$, se rechaza la hipótesis nula $\beta_k = 0$ y se acepta que el atributo X_k tiene un efecto significativo. En el caso de Biogeme, este software realiza esta prueba y muestra cuales son los parámetros relevantes de todos los hallados⁷. A su vez, este paquete entrega los valores de ρ^2 y ρ^2 ajustado de cada uno de los modelos, los cuales ayudan a tomar la decisión de cuales son los mejores modelos.

b. El test de la razón de verosimilitud

Este test se realiza para restricciones lineales de una hipótesis más general. Es interesante mencionar que muchas propiedades importantes de los modelos de elección discreta se pueden expresar como restricciones lineales de algún modelo más general. Para llevar a cabo este test, es necesario correr la estimación del modelo de la forma más general, obteniéndose parámetros $\hat{\beta}$ y una Log verosimilitud en convergencia $l^*(\theta)$. Luego se corre el modelo restringido, en el cual se consideran las restricciones lineales planteadas, y se obtienen estimadores $\hat{\beta}_R$ y una Log – verosimilitud $l^*(\theta_R)$.

Entonces, si el modelo restringido es una especificación correcta, el estadígrafo LR, que se define como $-2 [l^*(\beta_R) - l^*(\beta)]$ se distribuye asintóticamente χ^2 con r grados de libertad, donde r es el número de restricciones lineales. Con este test se descartan también modelos y se seleccionan modelos más parsimoniosos.

⁷ Esto lo indica el manual del software en la página 36, versión 1.4. Este manual se encuentra en la dirección www.biogeme.com.

3.3. MODELOS FORMULADOS

Los modelos formulados en este trabajo son del tipo MNL, ML, MVS y MVC. Con los primeros se pretende realizar un primer acercamiento del problema, con los modelos ML se intenta captar la heterogeneidad aleatoria en las decisiones de los individuos. Ya con los modelos MVS se busca recoger la variación sistemática de los gustos e identificar cuáles son las fuentes de variación de las distintas disposiciones a pagar, teniendo en cuenta que estos siguen teniendo la estructura básicos de los modelos Logit y que por lo tanto el supuesto sobre la matriz de covarianza no ha cambiado y los errores siguen siendo IID Gumbel. En el último modelo se realiza una mezcla de estos dos enfoques anteriores. Los modelos MNL y ML son formulados a partir de datos PR, PD y la mezcla de ambos. Los dos restantes sólo se estiman a partir de datos PD.

En resumen, en los modelos se estudiaron variaciones sistemáticas y aleatorias, así como modelos con presencia de ambas y los modelos MNL tradicionales. La función indirecta de utilidad que se especifica en todos los modelos es lineal, de acuerdo a la expresión. En la especificación de los modelos se introducen todas las variables con parámetros genéricos y, además, se incluye una constante modal específica para cada una de las alternativas, salvo para la tercera alternativa (Brasilia) que se toma como referencia. En la Tabla 4 se muestra las variables usadas en los modelos y los signos esperados.

Durante el proceso de formulación y estimación de los modelos, se probaron diferentes tipos de funciones de utilidad, las cuales variaban en las variables incluidas en ellas y la forma en las que se incluían. En la Tabla 5 se presentan los diferentes modelos formulados a partir de datos PD, en la 6 aquellos estimados con datos PR y en la siguiente los modelos de datos Mixtos. A su vez se presenta la Log – Verosimilitud final de cada uno de ellos y el número de parámetros estimados en cada uno de ellos.

Tabla 4. Parámetros de la función de utilidad y signos esperados

Categoría	Nombre	Signo
Constantes específicas alternativas	ASC1 (WAY)	+/-
	ASC2 (OCH)	+/-
	ASC3 (BRA)	+/-
	ASC4 (COP)	+/-
	ASC5 (COO)	+/-
	ASC6 (COS)	+/-
	ASC7 (VAN)	+/-
	ASC8 (UNI)	+/-
	ASC9 (BER)	+/-
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-
	St. D. β_1	+/-
	β_{18} (Log. Tiempo)	-
	β_2 (Costo)	-
	St. D. β_2	+/-
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)	-
	β_{19} (Log. Costo)	-
	β_3 (Tiempo entre despachos)	-
	St. D. β_3	+/-
	β_6 (Sexo)	+/-
	β_7 (N. Ing. Medio)	-
	β_8 (N. Ing. Alto)	-
	β_9 (N. Frec. Medio)	+/-
	β_{10} (N. Frec. Alto)	+/-
	β_{11} (Int. Edad 1)	+/-
	β_{12} (Int. Edad 2)	+/-
	β_{13} (Oc. Estud)	+/-
	β_{14} (Oc. Empleado)	+/-
	β_{15} (Oc. Independiente)	+/-
	β_{16} (C. Adicional)	-
	β_{17} (T. Adicional)	-

Tabla 5. Resumen modelos con datos PD

Modelo	Expresión	L(θ)	Parámetros calculados
MNL1	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2287.78	13
MNL2	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_{20} C / I + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2275.31	13
MNL3	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_{19} LogC + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2307.67	13
MNL4	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA + \beta_6 S + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA + \beta_{11} e_1 + \beta_{12} e_2 + \beta_{13} o_1 + \beta_{14} o_2 + \beta_{15} o_3$	-2203.65	23
MNL5	$V_{iq} = ASC_i + \beta_{18} LogT + \beta_{19} LogC + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2300.3	13
MNL6	$V_{iq} = ASC_i + \beta_{18} LogT + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2282.91	13
ML1	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2226.98	15
ML2	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA$	-2127.93	19
ML3	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 + \eta_3 \bar{INT} + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2067.7	16
ML4	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 + \eta_3 \bar{INT} + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA$	-2066.55	20
ML5	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2262	14
MVS1	$V_{iq} = ASC_i + (\beta_1 + \beta_{6T} S + \beta_{7T} NIM + \beta_{8T} NIA + \beta_{9T} NFM + \beta_{10T} NFA + \beta_{11T} e_1 + \beta_{12T} e_2 + \beta_{13T} o_1 + \beta_{14T} o_2 + \beta_{15T} o_3) T + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2277.6	23
MVS2	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + (\beta_2 + \beta_{6C} S + \beta_{7C} NIM + \beta_{8C} NIA + \beta_{9C} NFM + \beta_{10C} NFA + \beta_{11C} e_1 + \beta_{12C} e_2 + \beta_{13C} o_1 + \beta_{14C} o_2 + \beta_{15C} o_3) C + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2246.33	23
MVS3	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + (\beta_3 + \beta_{6INT} S + \beta_{7INT} NIM + \beta_{8INT} NIA + \beta_{9INT} NFM + \beta_{10INT} NFA + \beta_{11INT} e_1 + \beta_{12INT} e_2 + \beta_{13INT} o_1 + \beta_{14INT} o_2 + \beta_{15INT} o_3) INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$	-2277.79	23

Continuación Tabla 5.

Modelo	Expresión	$L(\theta)$	Parámetros calculados
MVS4	$V_{iq} = ASC_i + (\beta_1 + \beta_{6T}S + \beta_{7T}NIM + \beta_{8T}NIA + \beta_{9T}NFM + \beta_{10T}NFA + \beta_{11T}e_1 + \beta_{12T}e_2$ $+ \beta_{13T}o_1 + \beta_{14T}o_2 + \beta_{15T}o_3)T + (\beta_2 + \beta_{6C}S + \beta_{7C}NIM + \beta_{8C}NIA + \beta_{9C}NFM + \beta_{10C}NFA$ $+ \beta_{11C}e_1 + \beta_{12C}e_2 + \beta_{13C}o_1 + \beta_{14C}o_2 + \beta_{15C}o_3)C + \beta_3INT + \beta_4NSM + \beta_5NSA$	-2236.56	33
MVS5	$V_{iq} = ASC_i + (\beta_1 + \beta_{6T}S + \beta_{7T}NIM + \beta_{8T}NIA + \beta_{9T}NFM + \beta_{10T}NFA + \beta_{11T}e_1 + \beta_{12T}e_2$ $+ \beta_{13T}o_1 + \beta_{14T}o_2 + \beta_{15T}o_3)T + (\beta_2 + \beta_{6C}S + \beta_{7C}NIM + \beta_{8C}NIA + \beta_{9C}NFM + \beta_{10C}NFA$ $+ \beta_{11C}e_1 + \beta_{12C}e_2 + \beta_{13C}o_1 + \beta_{14C}o_2 + \beta_{15C}o_3)C + (\beta_3 + \beta_{6INT}S + \beta_{7INT}NIM + \beta_{8INT}NIA$ $+ \beta_{9INT}NFM + \beta_{10INT}NFA + \beta_{11INT}e_1 + \beta_{12INT}e_2 + \beta_{13INT}o_1 + \beta_{14INT}o_2 + \beta_{15INT}o_3)INT$ $+ \beta_4NSM + \beta_5NSA$	-2226.3	43
MVC1	$V_{iq} = ASC_i + (\beta_1 + \eta_1 + \beta_{6T}S + \beta_{7T}NIM + \beta_{8T}NIA + \beta_{9T}NFM + \beta_{10T}NFA + \beta_{11T}e_1 + \beta_{12T}e_2$ $+ \beta_{13T}o_1 + \beta_{14T}o_2 + \beta_{15T}o_3)T + \beta_2C + \beta_3INT + \beta_4NSM + \beta_5NSA$	-1.8e+308	24
MVC2	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1T + (\beta_2 + \eta_2 + \beta_{6C}S + \beta_{7C}NIM + \beta_{8C}NIA + \beta_{9C}NFM + \beta_{10C}NFA + \beta_{11C}e_1 + \beta_{12C}e_2$ $+ \beta_{13C}o_1 + \beta_{14C}o_2 + \beta_{15C}o_3)C + \beta_3INT + \beta_4NSM + \beta_5NSA$	-2278.65	24
MVC3	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1T + \beta_2C + (\beta_3 + \eta_3 + \beta_{6T}S + \beta_{7T}NIM + \beta_{8T}NIA + \beta_{9T}NFM + \beta_{10T}NFA + \beta_{11T}e_1 + \beta_{12T}e_2$ $+ \beta_{13T}o_1 + \beta_{14T}o_2 + \beta_{15T}o_3)INT + \beta_4NSM + \beta_5NSA$	-1.8e+308	24
MVC4	$V_{iq} = ASC_i + \beta_3INT + \beta_4NSM + \beta_5NSA$ $+ \beta_1 + \eta_1 + \beta_{6T}S + \beta_{7T}NIM + \beta_{8T}NIA + \beta_{9T}NFM + \beta_{10T}NFA + \beta_{11T}e_1 + \beta_{12T}e_2 + \beta_{13T}o_1 + \beta_{14T}o_2 + \beta_{15T}o_3 \bar{T}$ $+ \beta_2 + \eta_2 + \beta_{6C}S + \beta_{7C}NIM + \beta_{8C}NIA + \beta_{9C}NFM + \beta_{10C}NFA + \beta_{11C}e_1 + \beta_{12C}e_2 + \beta_{13C}o_1 + \beta_{14C}o_2 + \beta_{15C}o_3 \bar{C}$	-2080.67	35
MVC5	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 + \beta_{7T}NIM + \beta_{8T}NIA + \beta_{9T}NFM + \beta_{10T}NFA \bar{T}$ $+ \beta_2 + \eta_2 + \beta_{7C}NIM + \beta_{8C}NIA + \beta_{9C}NFM + \beta_{10C}NFA \bar{C}$ $+ \beta_3 + \eta_3 + \beta_{7INT}NIM + \beta_{8INT}NIA + \beta_{9INT}NFM + \beta_{10INT}NFA \bar{INT} + \beta_4NSM + \beta_5NSA$	-2195.24	28

Tabla 6. Resumen modelos con datos PR

Modelo	Expresión	L(θ)	Parámetros calculados
MNL1	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 INT$	-268.6060	6
MNL2	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_{20} C / I + \beta_3 INT$	-266.0630	6
MNL3	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_{19} LogC + \beta_3 INT$	-264.6400	6
MNL4	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_6 S + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA$	-235.3590	16
MNL5	$V_{iq} = ASC_i + \beta_{18} LogT + \beta_{19} LogC + \beta_3 INT$	-246.4030	11
MNL6	$V_{iq} = ASC_i + \beta_{18} LogT + \beta_2 C + \beta_3 INT$	-246.2710	11
ML1	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 INT$	-278.147	13
ML2	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 INT + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA$ $+ \beta_{11} e_1 + \beta_{12} e_2 + \beta_{13} o_1 + \beta_{14} o_2 + \beta_{15} o_3$	-278.146	23
ML3	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 + \eta_3 \bar{INT}$	-278.148	6
ML4	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 + \eta_3 \bar{INT} + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA$ $+ \beta_{11} e_1 + \beta_{12} e_2 + \beta_{13} o_1 + \beta_{14} o_2 + \beta_{15} o_3$	-278.147	24

Tabla 7. Resumen modelos con datos PD – PR

Modelo	Expresión	L(θ)	Parámetros calculados
MNL1	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 INT$	-2545.25	21
MNL2	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_{20} C / I + \beta_3 INT$	-2531.99	21
MNL3	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_{19} LogC + \beta_3 INT$	-2564.67	21
MNL4	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_6 S + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA$	-2450.97	31
MNL5	$V_{iq} = ASC_i + \beta_{18} LogT + \beta_{19} LogC + \beta_3 INT$	-2557.32	21
MNL6	$V_{iq} = ASC_i + \beta_{18} LogT + \beta_2 C + \beta_3 INT$	-2540.41	21
ML1	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 INT$	-2484.59	23
ML2	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 INT + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA + \beta_{13} o_1 + \beta_{14} o_2 + \beta_{15} o_3$	-2484.17	30
ML3	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 + \eta_3 \bar{INT}$	-2067.7	24
ML4	$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 + \eta_3 \bar{INT} + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA + \beta_{13} o_1 + \beta_{14} o_2 + \beta_{15} o_3$	-2066.25	31

La estimación de estos modelos, los valores de los parámetros, el valor t de cada uno de ellos y las propiedades de cada modelo se presentan en el Anexo 3.

La selección de los modelos se realizó de acuerdo a los siguientes criterios:

- Concordancia en los signos de los parámetros: esto se determina de acuerdo a los signos esperados para cada parámetro, de acuerdo a la Tabla 4.
- Test de Razón de Verosimilitud: de acuerdo esta prueba se determina si los modelos restringidos son mejores que los no restringidos y eso implicaría seleccionar este modelo que es más parsimonioso. Este test se muestran en el Anexo 4.
- Test de significancia de los parámetros: con este test se indica que si el parámetro evaluado es significativo de acuerdo a una prueba t, con un nivel de confianza del 95%. Este test se muestra en el Anexo 3.
- Por último, en caso de que hayan dos modelos que cumplan con los tres criterios anteriores y no sea posible compararlos por medio del test de Razón de Verosimilitud, se escoge aquel que tenga mayor ρ^2 ajustado. Este dato se encuentra en el Anexo 3.

Partiendo de estos criterios, se presentan a continuación los modelos seleccionados.

3.4 MODELOS SELECCIONADOS

3.4.1. Modelos con datos PR y datos Mixtos

Analizando primero los modelos con datos PR, es de aclarar que en general, estos no tienen un buen comportamiento. Esto se debe, en gran parte, a la poca variabilidad que exhiben las características principales o explicatorias consideradas en la utilidad, es decir, poca variabilidad en los datos. Esto ratifica la desventaja, mencionada previamente, de usar estos modelos. Ninguno de los modelos MNL estimados con datos de PR es consistente, debido problemas de signos y de significancia de los parámetros. Por otra parte, los modelos Logit Mixto ML1 y ML3, a pesar del signo que tiene el parámetro β_3 y dado que esto no resulta significativo, podría ser empleado para estimaciones. Estos modelos se muestran en la Tabla 8.

Tabla 8. Modelos seleccionados ML – Con datos PR

	Parámetro	ML1	ML3
Constantes específicas alternativas	ASC1	0.000008 (0.000021)	0.00000 (0.00002)
	ASC2	-0.00002 (-0.00009)	-0.00002 (-0.00009)
	ASC3	Fixed	Fixed
	ASC4	-0.000008 (-0.000044)	-0.000008 (-0.000044)
	ASC5	0.00001 (0.00003)	0.00001 (0.00003)
	ASC6	-0.00001 (-0.00005)	-0.00001 (-0.00005)
	ASC7	-0.000001 (-0.000002)	-0.000001 (-0.000002)
	ASC8	0.000003 (0.000008)	0.000003 (0.000008)
	ASC9	-0.00001 (-0.00004)	-0.00001 (-0.00004)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00074 (-0.09918)	-0.00074 (-0.09918)
	St. D. β_1	0.000006 (0.000839)	0.000003 (0.000460)
	β_{18} (Log. Tiempo)		
	β_2 (Costo)	-0.00004 (-1.97469)	-0.00004 (-1.97766)
	St. D. β_2	-0.0000009 (-0.0289565)	-0.0000009 (-0.0299345)
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)		
	β_{19} (Log. Costo)		
	β_3 (Frecuencia)	0.00030 (0.01352)	0.00030 (0.01352)
	St. D. β_3		0.000002 (0)
	β_6 (Sexo)		
	β_7 (N. Ing. Medio)		
	β_8 (N. Ing. Alto)		
	β_9 (N. Frec. Medio)		
	β_{10} (N. Frec. Alto)		
	β_{11} (Int. Edad 1)		
	β_{12} (Int. Edad 2)		
	β_{13} (Oc. Estud)		
	β_{14} (Oc. Empleado)		
	β_{15} (Oc. Independiente)		
	β_{16} (C. Adicional)		
	β_{17} (T. Adicional)		

Continuación Tabla 8.

	Parámetro	ML1	ML3
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-278.1470	-278.1470
	Likelihood ratio test	10.5363	10.5361
	Adjusted rho - square	-0.0273	-0.0308
	# of parameters	13	14

Este comportamiento se refleja también en las estimaciones realizadas con datos mixtos, de los cuales podrían emplearse los modelos MNL4, ML1 y ML2, mostrados en la Tabla 9.

Tabla 9. Modelos seleccionados – Con datos PD - PR

	Parámetro	MNL4b	ML1	ML2
Constantes específicas alternativas	PD ASC1	0.08957 (0.92387)	0.01575 (0.11360)	0.01580 (0.11400)
	ASC2	-0.05690 (-0.82209)	-0.02210 (-0.21348)	-0.02217 (-0.21419)
	ASC3			
	ASC4	-0.03479 (-0.69206)	-0.00560 (-0.06725)	-0.00561 (-0.06748)
	ASC5	0.03132 (0.34827)	0.00789 (0.05864)	0.00792 (0.05885)
	ASC6	-0.24819 (-1.76617)	-0.03319 (-0.26689)	-0.03331 (-0.26778)
	ASC7	8.10119 (0.25344)	0.00656 (0.02733)	0.00660 (0.00436)
	ASC8	0.10284 (0.94566)	0.00328 (0.02167)	0.00329 (0.02171)
	ASC9	-0.02748 (-0.30867)	-0.01199 (-0.08442)	-0.01204 (-0.08471)
	PR ASC1	0.14644 (0.40611)	0.00034 (0.00010)	0.00034 (0.00010)
	ASC2	-0.93100 (-3.00703)	-0.00132 (-0.00073)	-0.00133 (-0.00074)
	ASC3			
	ASC4	-0.33653 (-1.76591)	-0.00027 (-0.00016)	-0.00027 (-0.00016)
	ASC5	0.59921 (1.67729)	0.00051 (0.00015)	0.00051 (0.00015)
	ASC6	-1.01898 (-2.65656)	-0.00062 (-0.00023)	-0.00062 (-0.00024)
	ASC7	7.39327 (0.23129)	-0.00050 (-0.00021)	-0.00050 (-0.00018)
	ASC8	-0.02652 (-0.07586)	0.00023 (0.00007)	0.00024 (0.00007)
	ASC9	-1.44982 (-2.93559)	-0.00104 (-0.00047)	-0.00105 (-0.00048)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00135 (-2.01247)	-0.00357 (-4.84485)	-0.00356 (-4.83675)
	St. D. β_1		-0.00651 (-7.42362)	-0.00650 (-7.41191)
	β_{18} (Log. Tiempo)			
	β_2 (Costo)	-0.00002 (-2.28941)	-0.00007 (-4.08603)	-0.00007 (-4.08422)
	St. D. β_2		0.00021 (10.9747)	0.00021 (8.14727)
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)			
	β_{19} (Log. Costo)			
	β_3 (Frecuencia)	-0.00239 (-2.14385)	-0.00292 (-6.33562)	-0.00292 (-6.34077)
	St. D. β_3			
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.56432 (2.17200)	0.10308 (1.42283)	0.10352 (1.42886)
	β_5 (N. Ser. Alto)	0.77089 (2.18584)	0.30186 (4.15930)	0.30277 (4.17009)
	β_6 (Sexo)	0.23130 (1.26250)		

Continuación Tabla 9

	Parámetro	MNL4b	ML1	ML2
Constantes específicas alternativas	β_7 (N. Ing. Medio)	0.10256 (0.61463)		-0.00724 (-0.01458)
	β_8 (N. Ing. Alto)	1.69724 (2.06499)		0.00682 (0.00673)
	β_9 (N. Frec. Medio)	11.3297 (0.18883)		0.01109 (0.01091)
	β_{10} (N. Frec. Alto)	-0.04507 (-0.34580)		-0.00462 (-0.01045)
	β_{11} (Int. Edad 1)	-0.17723 (-0.28243)		
	β_{12} (Int. Edad 2)	0.28237 (0.49505)		
	β_{13} (Oc. Estad)	-8.03096 (-0.25120)		0.01026 (0.00717)
	β_{14} (Oc. Empleado)	-8.93739 (-0.27949)		-0.00057 (-0.00039)
	β_{15} (Oc. Independiente)	-9.70790 (-0.30347)		-0.00684 (-0.00427)
	β_{16} (C. Adicional)			
	β_{17} (T. Adicional)			
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-2,450.97	-2484.59	-2484.1700
	Likelihood ratio test	687.7430	621	621
	Adjusted rho - square	0.1116	0.1024	0.1001
	# of parameters	31	23	30

3.4.2. Modelos con datos PD

Pasando a los modelos estimados a partir de datos SP, se puede decir con respecto a los modelos MNL, en los que se impone homogeneidad de los gustos de los individuos, que de los modelos probados, solo 3 de ellos resultaron ser apropiados, de acuerdo a la evaluación de los criterios previamente mencionados. Los modelos seleccionados son MNL1, MNL 2 y MNL4, los cuales se muestran en la Tabla 10. Como se ha demostrado empíricamente, el MNL1 a pesar de su sencillez, resulta ser un modelo robusto y confiable, a pesar de que en los test estadísticos no resulta ser el mejor; este presenta un comportamiento muy bueno con respecto a los parámetros y los signos de los mismos. En este modelo, todas las variables resultaron ser significativas y poseen los signos adecuados (Tiempo, Costo, Tiempo entre despachos, Nivel de Servicio Medio y Nivel de Servicio Alto). De estas dos ultimas variables, cabe resaltar que su comportamiento es el adecuado, ambas positivas y la segunda mayor que la primera. Esto mismo sucede con los dos modelos restantes. Ahora, del último de los modelos cabe destacar que solo una de las variables socioeconómicas, el nivel de ingreso Alto resultó significativa.

Antes de analizar las constantes específicas, es necesario aclarar que la alternativa de referencia es la 3, a la cual se le fijo esta constante como cero. Ahora, revisando los resultados obtenidos para estas constantes, puede notarse que en los 3 modelos resultó significativa la 6. Esto indica que existe un efecto marca negativo, dado el signo que posee. En caso del MNL1, además resultó significativa la 8 y se considera que está bien vista por los encuestados, dado el signo. En el MNL2, esta constante describe el mismo comportamiento, así como la 7.

Tabla 10. Modelos seleccionados MNL y ML – Con datos PD

	Parámetros de la Función de Utilidad	MNL1	MNL2	MNL4	ML3	ML5
Constantes específicas alternativas	ASC1	0.13942 (1.05969)	0.11803 (0.89886)	0.13712 (1.04162)	0.09422 (0.63947)	0.13360 (0.99964)
	ASC2	-0.06687 (-0.72847)	-0.09667 (-1.06702)	-0.07374 (-0.80247)	-0.10565 (-0.92438)	-0.07492 (-0.78525)
	ASC3					
	ASC4	-0.04368 (-0.62734)	-0.03585 (-0.51382)	-0.04711 (-0.67657)	-0.01760 (-0.19504)	-0.02932 (-0.40555)
	ASC5	0.05041 (0.38310)	0.05417 (0.41135)	0.04842 (0.36767)	0.06074 (0.42321)	0.05667 (0.42625)
	ASC6	-0.43919 (-3.65147)	-0.44031 (-3.65888)	-0.36985 (-2.99562)	-0.20458 (-1.55351)	-0.44372 (-3.66334)
	ASC7	0.13988 (1.27652)	0.18318 (1.67405)	7.05572 (0.80369)	0.04969 (0.20224)	0.15105 (1.35086)
	ASC8	0.31642 (2.1898)	0.31885 (2.20125)	0.15621 (1.07527)	0.01123 (0.07021)	0.31033 (2.11531)
	ASC9	-0.00160 (-0.01260)	-0.08734 (-0.72032)	-0.01795 (-0.14066)	-0.08031 (-0.51843)	0.00842 (0.06319)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00196 (-4.52505)	-0.00190 (-4.39696)	-0.00201 (-4.64121)	-0.00372 (-4.37234)	-0.00247 (-3.60421)
	St. D. β_1				-0.00831 (-8.13901)	0.00637 (7.72620)
	β_{18} (Log. Tiempo)					
	β_2 (Costo)	-0.00004 (-8.29516)		-0.00004 (-7.96521)	-0.00009 (-5.17072)	-0.00004 (-8.55309)
	St. D. β_2				-0.00023 (-11.2509)	
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)		-15.9203 (-9.35121)			
	β_{19} (Log. Costo)					
	β_3 (Frecuencia)	-0.00349 (-8.12033)	-0.00344 (-8.02421)	-0.00357 (-8.28150)	-0.00463 (-5.33721)	-0.00368 (-8.22940)
	St. D. β_3				-0.00838 (-8.09439)	
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.83191 (11.5921)	0.83398 (11.6064)	0.83867 (11.6364)	0.86279 (10.5379)	0.87134 (11.8521)
	β_5 (N. Ser. Alto)	1.13218 (15.5637)	1.13489 (15.5982)	1.14447 (15.6234)	1.23426 (14.6505)	1.19381 (15.7877)

Continuación Tabla 10

	Parámetros de la Función de Utilidad	MNL1	MNL2	MNL4	ML3	ML5
Coeficientes de atributos	β_6 (Sexo)			0.26672 (1.31418)		
	β_7 (N. Ing. Medio)			0.11516 (0.48518)		
	β_8 (N. Ing. Alto)			2.35146 (5.40669)		
	β_9 (N. Frec. Medio)			9.10392 (1.24109)		
	β_{10} (N. Frec. Alto)			-0.06377 (-0.32968)		
	β_{11} (Int. Edad 1)			-0.27316 (-0.29416)		
	β_{12} (Int. Edad 2)			0.45483 (0.55071)		
	β_{13} (Oc. Estad)			-6.88573 (-0.78025)		
	β_{14} (Oc. Empleado)			-8.20641 (-0.93126)		
	β_{15} (Oc. Independiente)			-9.34817 (-1.06049)		
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-2,287.78	-2,275.31	-2,203.65	-2,067.7	-2,262.0000
	Likelihood ratio test	447.2940	472.2330	615.5600	887.4630	498.8540
	Adjusted rho - square	0.0839	0.0888	0.1134	0.1703	0.0937
	# of parameters	13	13	23	16	14

Por otro lado, con respecto a los modelos ML, se tiene que el mejor es ML3, el cual se muestra en la Tabla 10, dado su excelente comportamiento, en cuanto a signos, test de significancia de parámetros, test de verosimilitud y ρ^2 ajustado. Se puede decir que es el mejor modelo de todos los probados en este trabajo, y es con el que se desarrolla el problema de agregación que se presenta en el siguiente capítulo. En este modelo, las variables Tiempo, Costo y Tiempo entre Despacho varían de manera Normal, y resultan ser significativas. Se subraya que ninguna de las constantes específicas de las alternativas resultó significativa.

En este momento es necesario mencionar que existe una probabilidad de que los signos de las 3 variables previamente mencionados resulten incorrectos. Las probabilidades de que ello ocurra en los parámetros de los atributos Tiempo, Costo y Tiempo entre Despachos son 0.3273, 0.3413 y 0.2902, respectivamente. Este hecho afecta el cálculo del VST, tal como se verá más adelante, debido a que habrá casos en los que el VST resulte negativo, lo cual no es coherente con el comportamiento esperado del mismo.

Otro modelo de este tipo que resulta tener un buen comportamiento es el modelo ML5, caracterizado por el hecho de que sólo el parámetro Tiempo de Viaje se considera aleatorio. Aunque la prueba de máxima verosimilitud no demuestre que este modelo es mejor que el anterior, se considera dentro del análisis posterior. Esto se debe a que posee los parámetros de los diferentes factores con el signo correcto, el test de significancia es apropiado, la verosimilitud es aceptable y el ρ^2 ajustado es bueno. Los 4 factores analizados resultan ser significativos, así como las constantes específicas de las alternativas 6 y 8. Esto implica que existe un efecto marca. Así como en el caso anterior, existe una probabilidad de que el signo de la variable aleatoria resulte incorrecto, es decir, sea positiva. Esta probabilidad es de 0.3491.

Pasando a los modelos MVS y MVC, se puede decir que los escogidos, de acuerdo a los criterios previamente mencionados, son MVS4, MVS5, MVC4 y MVC5. Los signos de las variables principales es el correcto y resultan ser significativas en los cuatro modelos a excepción del tiempo en MVC4 y el Nivel de servicio en MVC5. Analizando las interacciones entre las variables socioeconómicas con las principales, cabe mencionar el hecho de que la interacción entre las variables sexo y costo que se introduce en los modelos MVS4, MVS5 y MVC4, resulte estadísticamente significativa pone de manifiesto que la importancia que las mujeres conceden al costo del viaje es diferente a la de los hombres. Esto mismo sucede con las interacciones entre Costo y Nivel de Ingreso, indicando que existe una diferencia entre la concepción que tienen los individuos del costo, debido a su nivel de ingresos. Similares conclusiones se pueden derivar para las interacciones entre Edad – Tiempo, Edad – Costo, Estudiante – Costo, Empleado Costo e Independiente y Costo. Las estimaciones de estos modelos se muestran en la siguiente tabla

Tabla 11. Modelos seleccionados MVS y MVC – Con datos PD

	Parámetros de la Función de Utilidad	MVS4 (Variando θ_t y θ_c)	MVS5 (Variando θ_t , θ_c y θ_f)	MVC4 (Variando θ_t y θ_c)	MVC5 (Variando θ_t , θ_c y θ_f)
Ctes. específicas alternativas	ASC1	0.13455 (1.01630)	0.14039 (1.05764)	0.09576 (0.66908)	0.00835 (0.05842)
	ASC2	-0.07044 (-0.75583)	-0.06846 (-0.73194)	-0.12839 (-1.15886)	-0.01127 (-0.10542)
	ASC3				
	ASC4	-0.02591 (-0.36279)	-0.02195 (-0.30630)	-0.04137 (-0.47332)	-0.00210 (-0.02446)
	ASC5	0.06148 (0.46440)	0.06555 (0.49404)	0.07065 (0.50556)	0.00440 (0.03207)
	ASC6	-0.40933 (-3.37295)	-0.40771 (-3.35634)	-0.32227 (-2.41412)	-0.01708 (-0.13771)
	ASC7	0.16838 (1.43827)	0.16145 (1.37132)	0.07677 (0.31377)	0.00404 (0.01677)
	ASC8	0.24596 (1.69915)	0.24153 (1.66747)	0.02708 (0.16804)	0.00149 (0.00987)
	ASC9	-0.05141 (-0.39284)	-0.04903 (-0.37317)	-0.14803 (-0.97899)	-0.00626 (-0.04275)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00592 (-2.62209)	-0.00610 (-2.68425)	-0.00592 (-1.47318)	-0.00325 (-2.63276)
	St. D. β_1			-0.00739 (-7.55898)	-0.00718 (-7.50906)
	β_2 (Costo)	-0.00010 (-4.59297)	-0.00010 (-4.53561)	-0.00016 (-1.96971)	-0.00011 (-4.54345)
	St. D. β_2			-0.00020 (-10.7774)	-0.00020 (-10.4197)
	β_3 (Frecuencia)	-0.00356 (-8.15963)	-0.00448 (-1.90433)	-0.00428 (-8.59396)	-0.00437 (-3.60285)
	St. D. β_3				-0.00707 (-7.24328)
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.85027 (11.6687)	0.85509 (11.6747)	1.00031 (12.3592)	0.04842 (0.65290)
	β_5 (N. Ser. Alto)	1.16020 (15.7036)	1.16758 (15.7506)	1.40261 (16.5446)	0.16356 (2.21175)
	β_{6T} (Sexo)	0.00024 (0.23785)	0.00024 (0.24021)	0.00073 (0.40851)	
	β_{6C} (Sexo)	0.00001 (1.85163)	0.00001 (1.88733)	0.00006 (1.79356)	
	β_{6F} (Sexo)		0.00010 (0.10010)		

Continuación Tabla 11

	Parámetros de la Función de Utilidad	MVS4 (Variando θ_t y θ_c)	MVS5 (Variando θ_t , θ_c y θ_f)	MVC4 (Variando θ_t y θ_c)	MVC5 (Variando θ_t , θ_c y θ_f)
Coeficientes de atributos	β_{7T} (N. Ing. Medio)	-0.00063 (-0.58494)	-0.00037 (-0.34052)	-0.00048 (-0.24876)	-0.00041 (-0.26840)
	β_{7C} (N. Ing. Medio)	0.00004 (4.47677)	0.00004 (4.51268)	0.00008 (2.36542)	0.00003 (1.09392)
	β_{7F} (N. Ing. Medio)		0.00251 (2.12208)		0.00083 (0.53499)
	β_{8T} (N. Ing. Alto)	-0.00048 (-0.24500)	-0.00013 (-0.06694)	-0.00137 (-0.35710)	-0.00220 (-0.61777)
	β_{8C} (N. Ing. Alto)	0.00012 (6.38140)	0.00012 (6.48579)	0.00031 (4.04853)	0.00024 (3.90615)
	β_{8F} (N. Ing. Alto)		0.00546 (2.75496)		0.00318 (1.00035)
	β_{9T} (N. Frec. Medio)	-0.00469 (-2.18587)	-0.00489 (-2.21269)	-0.00238 (-0.65510)	-0.00283 (-0.82729)
	β_{9C} (N. Frec. Medio)	0.00011 (4.59814)	0.00011 (4.72540)	0.00020 (3.00113)	0.00017 (1.85775)
	β_{9F} (N. Frec. Medio)		-0.00207 (-0.89492)		-0.00106 (-0.31178)
	β_{10T} (N. Frec. Alto)	-0.00039 (-0.39442)	-0.00032 (-0.32693)	-0.00080 (-0.46799)	-0.00081 (-0.50845)
	β_{10C} (N. Frec. Alto)	0.00000 (0.26518)	0.00000 (0.26350)	0.00000 (0.06330)	-0.00000 (-0.18299)
	β_{10F} (N. Frec. Alto)		0.00072 (0.74453)		0.00154 (0.96745)
	β_{11T} (Int. Edad 1)	0.00504 (2.38138)	0.00469 (2.19930)	0.00529 (1.41674)	
	β_{11C} (Int. Edad 1)	0.00006 (3.09297)	0.00006 (2.93119)	0.00010 (1.30095)	
	β_{11F} (Int. Edad 1)		-0.00337 (-1.57903)		
	β_{12T} (Int. Edad 2)	0.00474 (2.61334)	0.00466 (2.56502)	0.00463 (1.47896)	
	β_{12C} (Int. Edad 2)	0.00004 (2.40197)	0.00004 (2.29668)	0.00006 (1.06388)	
	β_{12F} (Int. Edad 2)		-0.00110 (-0.61028)		

Continuación Tabla 11

	Parámetros de la Función de Utilidad	MVS4 (Variando θ_t y θ_c)	MVS5 (Variando θ_t, θ_c y θ_f)	MVC4 (Variando θ_t y θ_c)	MVC5 (Variando θ_t, θ_c y θ_f)
Coefficientes de atributos	β_{13T} (Oc. Estud)	-0.00071 (-0.36224)	-0.00025 (-0.12789)	-0.00295 (-0.80945)	
	β_{13C} (Oc. Estud)	-0.00003 (-1.85466)	-0.00003 (-1.78363)	-0.00010 (-1.28545)	
	β_{13F} (Oc. Estud)		0.00392 (2.02830)		
	β_{14T} (Oc. Empleado)	-0.00091 (-0.53457)	-0.00082 (-0.47374)	-0.00253 (-0.78768)	
	β_{14C} (Oc. Empleado)	-0.00003 (-1.84483)	-0.00003 (-1.81757)	-0.00009 (-1.32597)	
	β_{14F} (Oc. Empleado)		0.00016 (0.09755)		
	β_{15T} (Oc. Independiente)	0.00310 (1.68815)	0.00298 (1.60225)	0.00272 (0.78915)	
	β_{15C} (Oc. Independiente)	-0.00003 (-1.92257)	-0.00003 (-2.03921)	-0.00008 (-1.15839)	
	β_{15F} (Oc. Independiente)		-0.00178 (-0.92520)		
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-2,236.56	-2,226.3	-2,080.67	-2,195.24
	Likelihood ratio test	549.736	570.26	861.506	632.366
	Adjusted rho - square	0.0963	0.0964	0.1576	0.1147
	# of parameters	33	43	35	28

3.4. VALOR SUBJETIVO DEL TIEMPO (VST)

Una de las aplicaciones de los modelos de elección discreta que se derivan de la teoría de la utilidad aleatoria es el cálculo de la valoración subjetiva del atributo k-ésimo de una alternativa i. El atributo habitualmente más estimado es el valor del Tiempo de Viaje, aunque en esta tesis también se presenta los resultados con respecto al tiempo entre despachos.

El valor del tiempo se deriva de los estudios basados en la teoría macroeconómica del comportamiento del consumidor. En el área de transporte, este valor se obtiene del análisis de la elección hecha por el individuo (elección discreta). El método más aceptado para estimar el VST consiste en hallar la tasa marginal de sustitución entre el tiempo de viaje y el costo de viaje, usualmente a partir de las funciones de utilidad calibradas a partir de modelos desagregados de elección discreta basados en la RUT, como los planteados en este trabajo. La interpretación de dicho valor es cuanto está dispuesto a pagar una persona por reducir el tiempo de viaje en una unidad.

La valoración del tiempo se basa en la teoría de que el tiempo es un recurso económico, del cual disponen todos los individuos en la misma cantidad. A cada individuo puede distribuir este recurso a cada actividad en diferentes cantidades de tal manera que la distribución tendrá un impacto diferente en su presupuesto y su utilidad. Una suposición básica de esta teoría es que los individuos distribuyen su tiempo de tal manera que se maximice su utilidad, teniendo en cuenta que el tiempo no se puede almacenar como el dinero, solo se puede transferir a otra actividad. Otra suposición es que la distribución del tiempo entre actividades para un individuo puede tener diferentes valores, los cuales se pueden medir en términos monetarios. Por ejemplo, una persona puede estar dispuesta a aumentar su tiempo de viaje si el costo de este disminuye (González, 1997).

El valor del tiempo es, en términos microeconómicos, un mecanismo a través del cual se intenta captar el equivalente monetario de la disminución, en una unidad, del tiempo necesario para realizar una actividad. Cuando esta equivalencia captura la percepción individual, se habla del valor subjetivo del tiempo o disponibilidad a pagar. Si se nos pidiese una explicación intuitiva acerca de por qué preferiríamos, como parte de un esquema normal de actividades, demorarnos menos en el viaje diario a o desde el trabajo, probablemente llegaríamos a una conclusión que no por trivial deja de ser relevante: un viaje más breve podría permitirnos dormir más, desayunar más relajados, leer el diario, conversar con la familia, o trabajar más, entre otras posibilidades. En todos los casos se trata de sustituir parte de una actividad como el viaje por otra más placentera o útil. (Jara – Díaz, 1999)

Beesley sugirió por primera vez una metodología para medir el valor del tiempo de viaje, la cual se enfoca en las condiciones para una medida exitosa (Hensher, 2001). Hensher (2001) explica que existen 3 aspectos de valoración del tiempo que pueden tener gran impacto en el VST, a saber: la heterogeneidad y no linealidad del tiempo, la estrategia de diseño para experimentos de preferencia declarada y la exploración de estructuras de covarianza del error de las alternativas en los modelos de elección discreta. Con respecto al tema del diseño de experimentos, afirma que este estimado del VST es sensible al número de alternativas por escenario, al número de escenarios presentados y al rango y niveles de los atributos tiempo y costo a analizar / estimar / determinar.

Tradicionalmente, los valores subjetivos de los ahorros de tiempo de viaje (VSTV) se han obtenido a partir de modelos que imponen la homogeneidad de los gustos y que permiten derivar un valor único de las disposiciones a pagar para un individuo medio ficticio. Este es el caso de los modelos en los que se especifica una función indirecta de utilidad lineal y con parámetros genéricos (MNL y MVS), la expresión del VSTV para un individuo q vendría dada por el cociente entre el parámetro del tiempo y el del costo, esto es, $VST = \frac{\partial V_{iq} / \partial T_{iq}}{\partial V_{iq} / \partial C_{iq}} = \frac{\beta_{T,q}}{\beta_{C,q}}$, tal como se mencionó en la expresión (8).

Sin embargo, éste puede ser un supuesto demasiado restrictivo y la disposición a pagar puede diferir entre los individuos de acuerdo a sus preferencias y a determinadas características socioeconómicas. El desarrollo reciente de las técnicas de estimación por simulación ha facilitado la utilización de modelos más flexibles como el logit mixto o de parámetros aleatorios que permite captar la existencia de variación en los gustos en la población. Sin embargo, a pesar de la relativa sencillez con que estos modelos pueden ser estimados, las implicaciones de su utilización a la hora de derivar VSTV no están del todo claras, siendo la evidencia empírica al respecto poco concluyente. En este sentido, los estudios realizados hasta el momento muestran que los modelos que imponen la homogeneidad de las preferencias en una población que presenta variación en los gustos pueden conducir tanto a sobrestimar como a subestimar los VSTV.

Aunque el tema de calcular distribuciones de los parámetros individuales para cada atributo presenta un gran reto para el modelador, se hace más interesante cuando este análisis se centra en el cálculo de VST o WTP. Cuando se tienen parámetros fijos, este cálculo se resume al presentado en la expresión anterior. Cuando se tratan factores aleatorios, como es el caso de los hallados en los modelos ML, esto es un reto. Existen dos enfoques básicos para abordar este tema: usar toda la información que se tiene de la distribución o simplemente emplear la media y desviación estándar de la misma. El primer enfoque es el más empleado y el más complejo de los dos. Para una ampliación de estos procedimientos ver (Hensher y Greene, 2003). En esta tesis se emplea este método.

Algunas antecedentes de este tema se comentan a continuación.

En Calfee, Winston y Stempski (2001), por medio de una encuesta de preferencias declaradas en la que se le presentaba al usuario 13 alternativas, cada una caracterizada por 4 atributos y el debía rankearlas, los autores estimaron el WTP del tiempo de viaje en automóvil, empleando varios modelos, entre ellos ML.

Por su parte, Goett, Hudson y Train (2000) emplearon un experimento SP para estimar modelos ML y así analizar los atributos del servicio que prestan los proveedores de energía en una ciudad específica. Dado que la cantidad de atributos era bastante grande, alrededor de 40, los autores los dividieron en cluster y a cada uno se le genera un ML. A partir de estos modelos, calculan el WTP para cada atributo y los comparan entre sí, lo cual muestra que este indicador puede ser comparado a través de los clusters.

En su aplicación (Algers, et.al, 1998) los investigadores están interesados en averiguar el valor del tiempo de viajes de larga distancia en carro. Para esto emplean datos PD, formulan un modelos ML para que los parámetros varíen dentro de la población. Lo que buscan es estimar parámetros de las diferentes distribuciones de los coeficientes de tal manera que puedan investigar como el valor del tiempo se ve afectado al permitir dicha variación en los gustos. La gran conclusión de este estudio es que el valor del tiempo estimado es muy sensible a la forma en la que se especifica el modelo. Los autores encontraron que este valor es relativamente bajo cuando se asume que los parámetros siguen una distribución normal dentro de la población, en comparación con el valor calculado cuando se estos se asumen fijos. A su vez, lograron obtener un mejor comportamiento de los parámetros, es decir, un mejor ajuste del modelo cuando permitieron que estos variaran dentro de la muestra.

Por último, esta la aplicación de Espino, Martín y Román (2006). El propósito de los autores era evaluar el efecto que tiene la especificación del modelo empleado al momento de determinar cuanto esta dispuesto a pagar una persona por mejorar la calidad del servicio de una aerolínea, en el contexto de selección de la misma. Para esto, se analizó la ruta más importante que conecta a Las Islas Canaria con el archipiélago de la Península Ibérica. Prestan gran interés en analizar la presencia de variación aleatoria en los gustos de las personas y su influencia en dicha decisión. Adicionalmente, analizan las interacciones entre los principales atributos para ver si esto ayuda a entender los elementos detrás de proceso de toma de decisiones.

Para analizar el efecto de las suposiciones de preferencias homogéneas / heterogéneas, calcularon la disposición a pagar por el mejoramiento de la calidad del servicio ofrecido por la aerolínea, a partir de los modelos MNL y ML formulados. Según los autores, los resultados sugieren que las medidas de beneficio a nivel individual son sensibles a las suposiciones de las preferencias. Tal es el caso que dicho valor obtenido con los modelos ML es inferior con respecto al de los modelos MNL. Esto implica que la disposición para pagar por mejoras en el servicio puede estar siendo sobrestimada si el problema de la variación en los gustos no es tratado de manera correcta. Con este artículo los autores han mostrados que este valor depende del modelo que se emplee, más aún de los supuestos de heterogeneidad en los gustos de los individuos asumidos.

Pasemos ahora a los resultados obtenidos del Valor Subjetivo del Tiempo de Viaje y el Valor Subjetivo del Valor del Tiempo entre Despachos para los modelos seleccionados previamente. Comenzando con los MNL, los valores del MNL1 y MNL4 se muestran a continuación:

Para MNL1, $V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$, De aquí que:

$$VST_v = \frac{\frac{\partial V}{\partial T}}{\frac{\partial V}{\partial C}} = \frac{\beta_1}{\beta_2} = \frac{-0.00196}{-0.00004} = 49$$

$$VST_{int} = \frac{\frac{\partial V}{\partial INT}}{\frac{\partial V}{\partial C}} = \frac{\beta_3}{\beta_2} = \frac{-0.00349}{-0.00004} = 87.3$$

En el caso de MNL4,

$$V_{iq} = ASC_i + \beta_1 T + \beta_2 C + \beta_3 INT + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA + \beta_6 S + \beta_7 NIM + \beta_8 NIA + \beta_9 NFM + \beta_{10} NFA + \beta_{11} e_1 + \beta_{12} e_2 + \beta_{13} o_1 + \beta_{14} o_2 + \beta_{15} o_3$$

Por lo tanto

$$VST_v = \frac{\frac{\partial V}{\partial T}}{\frac{\partial V}{\partial C}} = \frac{\beta_1}{\beta_2} = \frac{-0.00201}{-0.00004} = 50.3$$

$$VST_{int} = \frac{\frac{\partial V}{\partial INT}}{\frac{\partial V}{\partial C}} = \frac{\beta_3}{\beta_2} = \frac{-0.00357}{-0.00004} = 89.3$$

Analizando estos resultados, se puede decir que no existe gran diferencia entre ellos; es decir, en este caso el VST no es afectado significativamente por las diferentes especificaciones de los modelos MNL.

Para el caso del modelo MNL2, estos valores se encuentran en función del Ingreso de cada persona y significa cuantos minutos de trabajo equivalen a un valor del tiempo, de la siguiente manera:

$$VST_v = \frac{\frac{\partial V}{\partial T}}{\frac{\partial V}{\partial C}} = \frac{\beta_1}{\frac{\beta_{20}}{I}} = I \frac{\beta_1}{\beta_{20}} = I * \frac{-0.0019}{-15.9203} = 0.00012I$$

$$VST_{int} = \frac{\frac{\partial V}{\partial INT}}{\frac{\partial V}{\partial C}} = \frac{\beta_3}{\frac{\beta_{20}}{I}} = I \frac{\beta_3}{\beta_{20}} = I * \frac{-0.00344}{-15.9203} = 0.00021I$$

Estos valores están en términos de ingresos mensuales. Al realizar la conversión a ingresos por minuto, se tiene que el VST_v y el VST_{int} son, $1.4I$ y $2.4I$ respectivamente. Esto significa que un minuto de tiempo vale el ingreso que obtiene la persona 1.41 minutos y 2.4 minutos, en el caso del tiempo de viaje y en el del tiempo entre despacho.

Ahora, pasando a los modelos un poco más complejos, tenemos el ML3. Con este modelo el procedimiento de cálculo del VST no es estándar como en los casos anteriores. El comportamiento del VST no es una constante, sino por el contrario, sigue una distribución. Para obtener esta distribución, la cual se muestra en las Figuras 4 y 5 para el VST del Tiempo de Viaje y Tiempo entre despachos, respectivamente, se empleó simulación. El método consiste en obtener diferentes valores para el Tiempo de Viaje, el Costo y el Intervalo entre despachos, de acuerdo con la media y la desviación determinados por el modelo (recordando los parámetros β_1 , St. D. β_1 , β_2 , St. D. β_2 , β_3 y St. D. β_3 en la Tabla de resultados en el Anexo 3), tal como lo exponen Greene y Hensher (2003).y en Ortúzar y Sillano (2005). Esto se repite un gran número de veces, en este caso 10000 valores para cada uno de ellos, y se calcula el VST correspondiente para cada caso. Las distribuciones resultantes son las siguientes:

Figura 4. Distribución del valor del tiempo de viaje – Modelo ML3

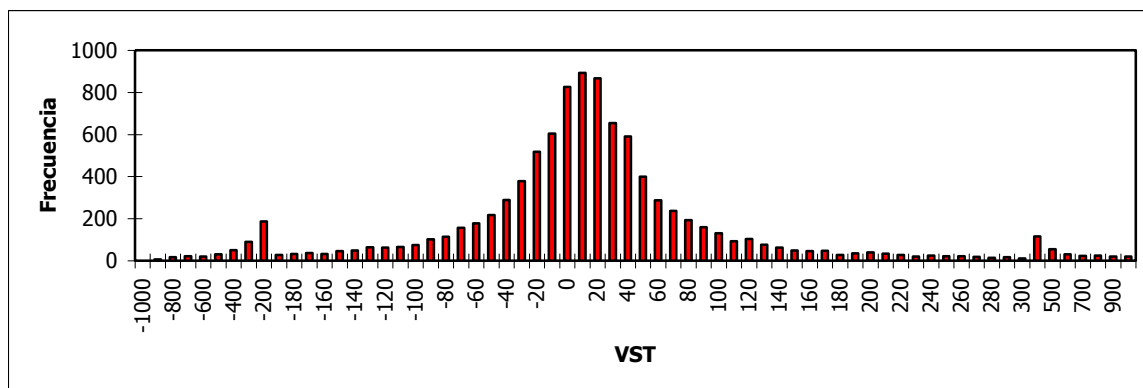
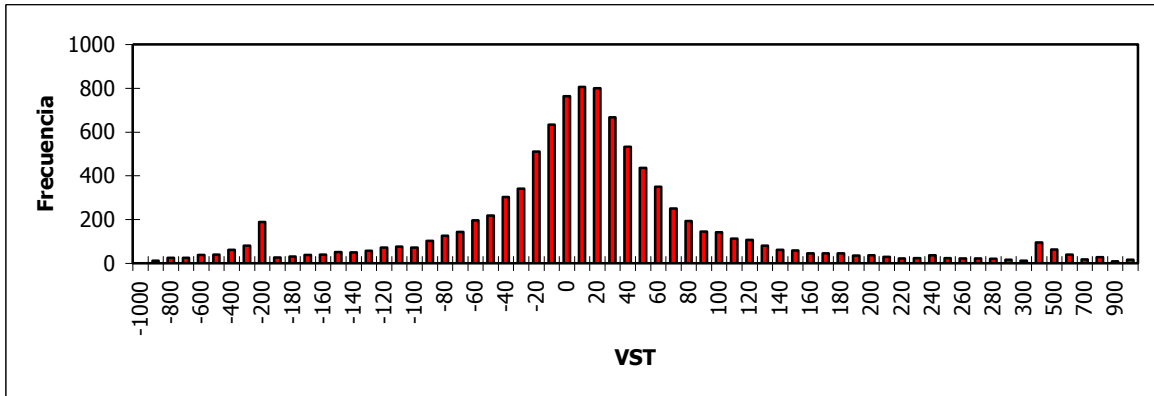
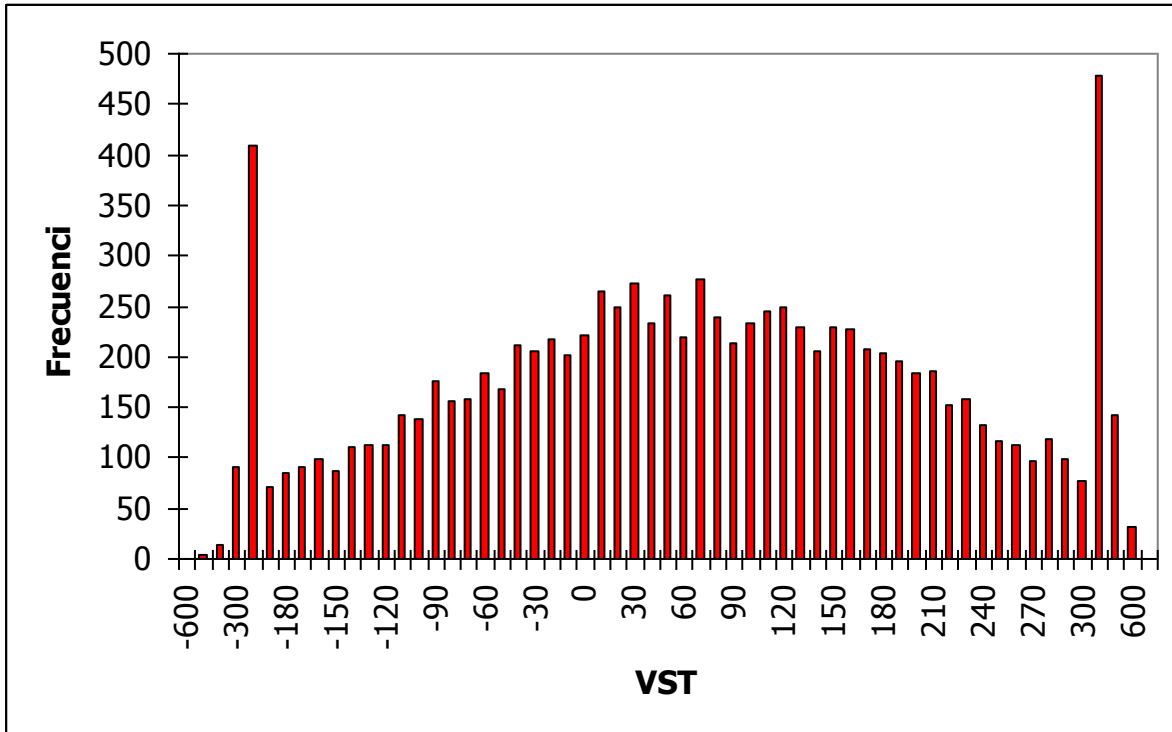


Figura 5. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo ML3



Analizando ahora el modelo ML5, en el que, recordando, sólo el parámetro Tiempo de Viaje varía de manera aleatoria, la estimación del VST se realiza también empleando simulación, tal como se hizo con el modelo anterior. En este caso se generan valores solo para el parámetro Tiempo. La distribución del VSTv se muestra en la siguiente gráfica:

Figura 6. Distribución del valor del tiempo de viaje – Modelo ML5



El cálculo del VST_{int} se hace de manera directa, al emplear la fórmula previamente mencionada. Este valor es

$$VST_{int} = \frac{\frac{\partial V}{\partial INT}}{\frac{\partial V}{\partial C}} = \frac{\beta_3}{\beta_2} = \frac{-0.00342}{-0.00004} = 85.5$$

Para el caso de los modelos con variaciones sistemáticas, el VST es calculado de manera individual para cada persona y se visualiza la distribución que tiene este dentro de la muestra. En las siguientes 4 figuras se muestra esta distribución para los modelos MVS4 y MVS5.

Figura 7. Distribución del valor del tiempo – Modelo MVS4

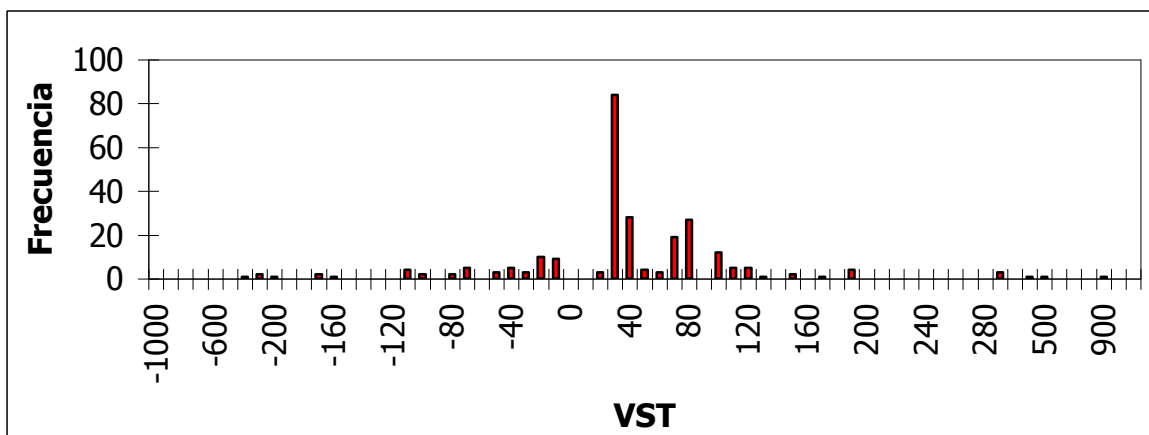


Figura 8. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo MVS4

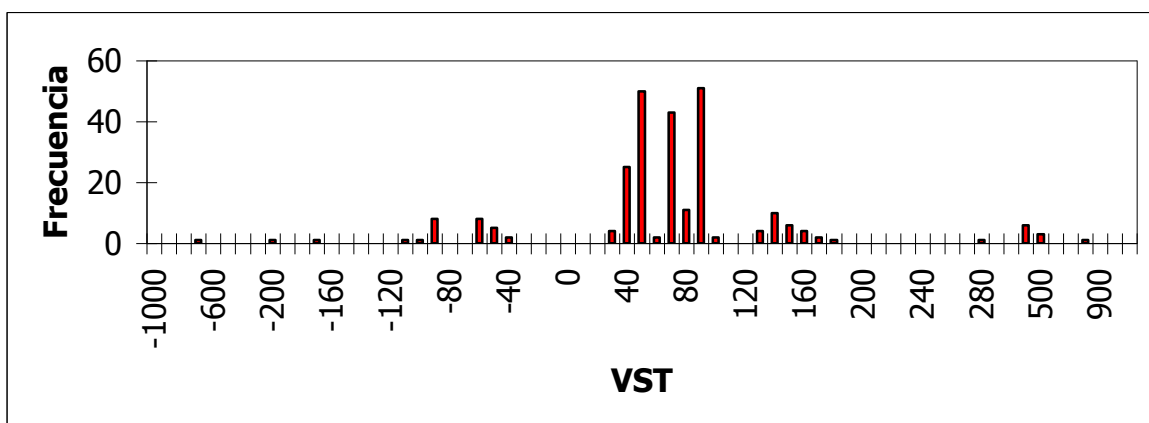


Figura 9. Distribución del valor del tiempo – Modelo MVS5

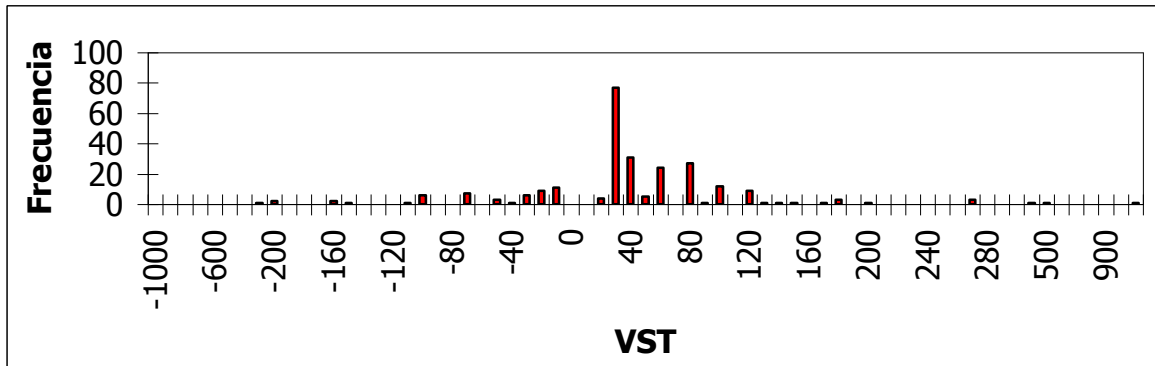
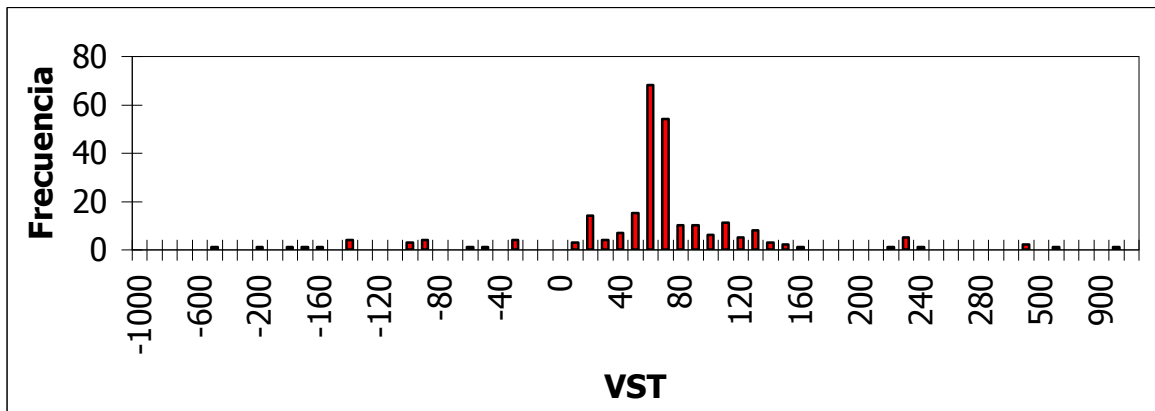


Figura 10. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo MVS5



Por último, el cálculo del VST a partir de los modelos con combinación de variaciones se hace un poco más complejo y recoge la metodología planteada para cada uno de los dos tipos de modelos explicados previamente. Para estos modelos, es necesario realizar simulaciones de los parámetros aleatorios, 1000 en este caso, para cada individuo y calcular el VST a para cada una de estas, teniendo en cuenta además las características de cada individuo. Dado esto, el VST sigue una distribución que se muestra en las siguientes gráficas:

Figura 11. Distribución del valor del tiempo – Modelo MVC4

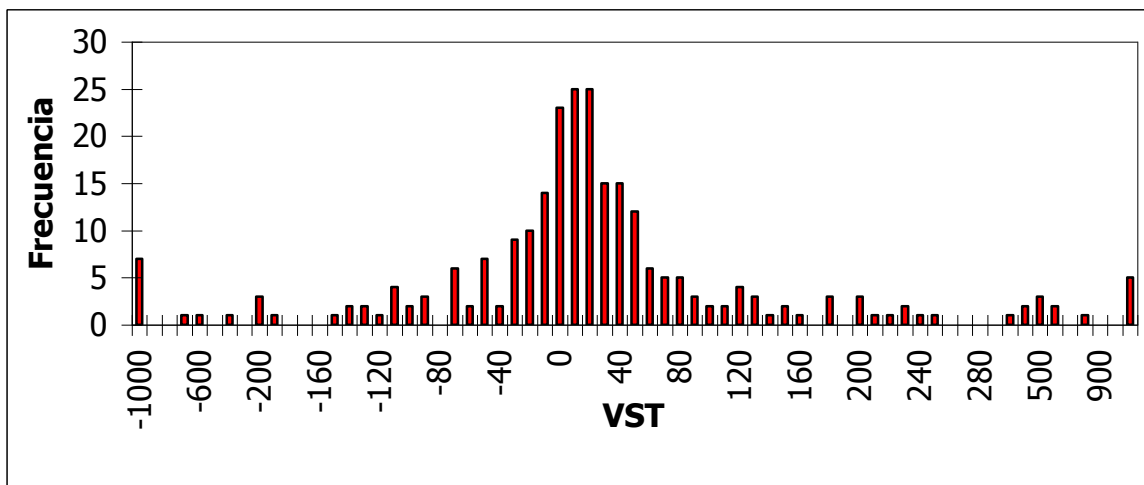


Figura 12. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo MVC4

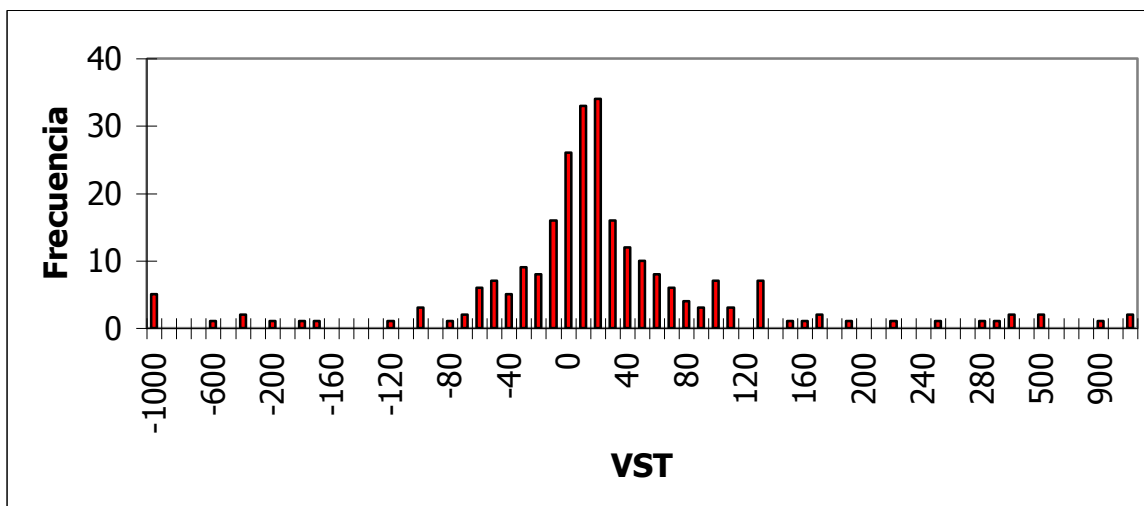


Figura 13. Distribución del valor del tiempo – Modelo MVC5

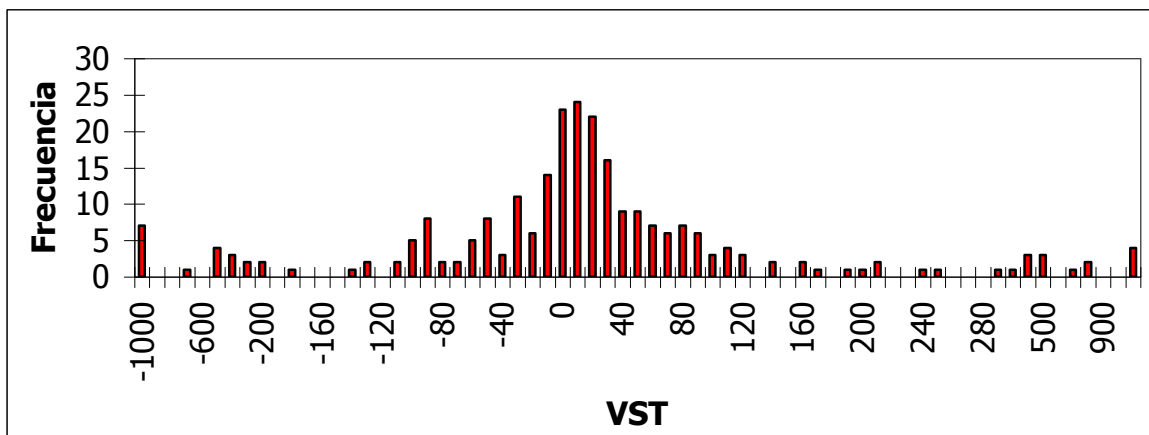
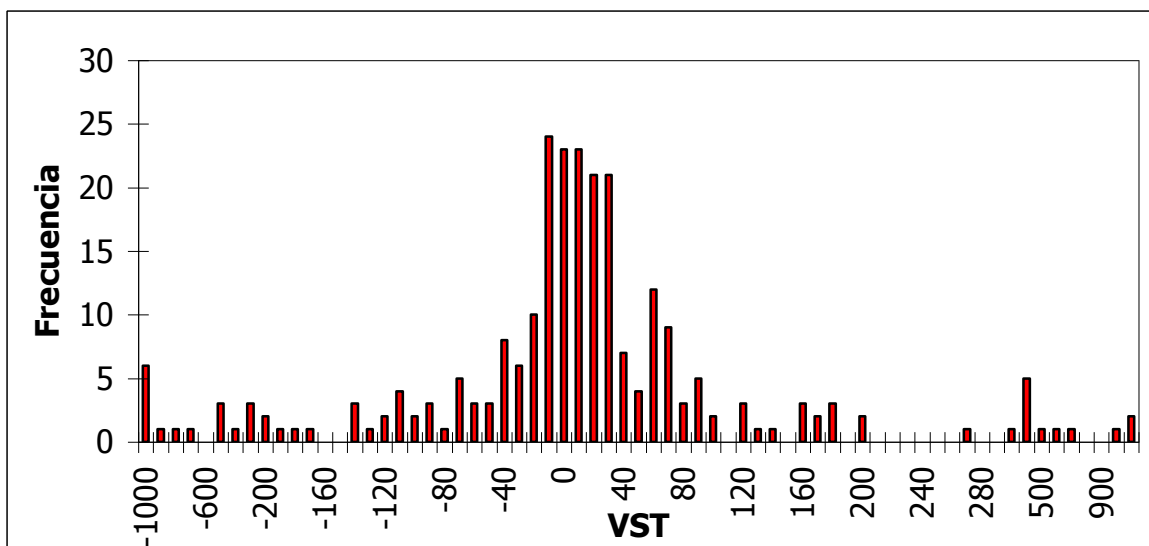


Figura 14. Distribución del valor del tiempo entre despachos – Modelo MVC5



Dado la metodología planteada para cada caso, es posible obtener valores de la media y desviación para el VST del tiempo de viaje y del tiempo entre despachos. Para los modelos presentados, estos valores se muestran en la siguiente tabla, así como la proporción de casos en los que el VST_v y el VST_{int} fallan, es decir, tienen signo negativo. En la tabla se muestran los valores promedio y las desviaciones de estos valores para el caso de toda la población analizada, así como también para el caso en que estos sí cumplen con la condición del signo.

Comparando estos valores con los hallados por medio de los modelos MNL, se puede decir que son significativamente diferentes. Como se puede ver en esta tabla, la dispersión de estas distribuciones es extremadamente grande. Esto está relacionado con el hecho de que el proceso de simulación empleado implica obtener valores que pueden estar cercanos al cero.

A partir de los cálculos de esta sección se puede decir que el VST se ve claramente afectado por la especificación del modelo empleado, es muy sensible a los supuestos de los parámetros en los modelos empleados. Estos resultados son similares a los encontrados por Algiers, et.al (1998).

Tabla 12. Valores promedio de VST_v y VST_{int}

Atributo		Modelo ML3		Modelo ML5		MVS4		MVS5		MVC4		MVC5	
		Población Total	Sólo el signo correcto	Población Total	Sólo el signo correcto	Población Total	Sólo el signo correcto	Población Total	Sólo el signo correcto	Población Total	Sólo el signo correcto	Población Total	Sólo el signo correcto
VST _v	Media	8.53	77.22	61.12	151.00	33.72	61.30	36.14	61.92	-31.59	158.59	-69.71	121.73
	σ	148.45	126.61	159.15	109.46	98.10	79.04	100.81	89.45	972.25	487.01	1033.04	262.21
	% Falla	43.91%		34.62%		19.69%		19.69%		40.16%		44.09%	
VST _{int}	Media	5.00	78.28	85.50		66.00	87.48	58.90	77.21	-42.09	79.96	-30.05	102.89
	σ	154.88	121.57			108.65	84.60	104.17	82.74	670.52	216.69	368.42	224.54
	% Falla	44.22%				11.02%		8.66%		37.40%		46.85%	

4. FORMULACIÓN DE POLÍTICAS

En este capítulo se formulan y evalúan políticas de transporte utilizando los modelos de elección discreta estimados. Además, se estudia el problema de agregación a partir de modelos desagregados, para estimar probabilidades de elección de una población. Para ello, se inicia con una revisión teórica y aplicaciones de este tema y se complementan con los resultados obtenidos.

4.1. PROBLEMA DE AGREGACIÓN

Superada la fase de construcción del modelo, se debe entrar en la fase de predicción. Se trata de obtener predicciones agregadas del comportamiento global de los individuos en la población objeto de estudio desde una perspectiva desagregada. Esta es una etapa clave, puesto que los resultados que se deriven serán utilizados por el planificador para la toma de decisiones. No sólo se puede decidir cuál será la demanda agregada de cada alternativa, sino que también se podrá conocer cuál es la sensibilidad que ésta presenta ante cambios en los valores de las distintas variables de política que se hayan incluido en el modelo.

Daly y Ortúzar (1990) resumen el problema de agregación en la siguiente frase: "Dado un modelo para predecir el comportamiento de un individuo con características conocidas, enfrentar un conjunto de opciones con atributos también conocidos, ¿qué se debe hacer para efectuar una predicción para toda la población?".

El modelo estimado permite conocer, para un individuo dado, la probabilidad de elección de cada alternativa en función de los atributos considerados en la función de utilidad. En general ésta viene dada por: $P_{iq} = f_i(x_{iq})$ donde P_{iq} es la probabilidad de que el individuo q escoja la alternativa A_i , x_{iq} es el conjunto de variables que influyen su elección (atributos de las alternativas y características socioeconómicas de los individuos), y f_i es la función de elección para A_i . Si se conoce la distribución del vector de atributos para toda la población, el problema de determinar la probabilidad de elección de la alternativa en el ámbito desagregado se reduce al cómputo de la integral $P_i = \int_{X_i} f_i(x_{iq}) g(x_{iq}) dx_{iq}$, donde g es la función de densidad del vector de atributos x_{iq} . Sin embargo, tal como mencionan Ortúzar y Román (2003), esta medida de agregación no es operativa en la práctica ya que, en general, no se conoce el valor de g y aun en el caso en que se pudiesen formular distintas hipótesis, el cálculo de la integral requeriría un esfuerzo computacional; por ello, se hace preciso buscar medios que permitan aproximar la probabilidad agregada.

Existen 3 métodos básicos para realizar esta aproximación:

- Enfoque Inocente
- Método de Clasificación
- Método de Enumeración Muestral

El primer método se considera el más simple de todos y consiste en reemplazar cada atributo por su valor promedio en la población, de manera que: $P_{iq} = f_i(\bar{x}_q)$ (31). Este método no es muy apropiado cuando f_i no es lineal, ya que se cometen sesgos importantes en la predicción.

El método de Clasificación reduce el sesgo mencionado al dividir la población en un número finito de clases homogéneas. A cada clase se aplica entonces el método anterior y la probabilidad agregada aproxima por: $P_i \approx \sum_c \frac{N_c}{N} f_i(\bar{X}_{ic})$ (32) donde N_c/c es la proporción de individuos en la clase C y $\bar{X}_{ic}$ es el vector que representa el promedio de los atributos en dicha clase.

El último método considera los valores de los atributos para una muestra representativa de la población objeto de estudio (por ejemplo, la muestra usada para estimar el modelo). En este caso la probabilidad de elección de la alternativa A_i se aproxima por: $P_i \approx \frac{1}{N} \sum_n f_i(X_{in})$ (33). Este método resulta eficiente cuando el conjunto de elección no es muy grande y se realizan predicciones a corto plazo.

Un primer acercamiento a este problema lo realizan McFadden y Reid (1975). Los autores establecieron una relación entre los modelos agregados de demanda de transporte y los modelos desagregados. Sus conclusiones se basan en el modelo probit y emplea el enfoque inocente para desarrollar sus formulas para determinar demanda. A su vez presentan evidencias para calibrar un modelo agregado a partir de información desagregada y modelos desagregados a partir de datos agregados.

Una aplicación de este tema se encuentra en (Berkowitz , et. al. , 1990). Por medio de un enfoque desagregado, los autores determinan los componentes de la demanda de gasolina. Por medio de la formulación de un modelo NL, los autores pudieron estimar los valores de los parámetros y así evaluar ciertas políticas para determinar como sería la reacción de los individuos ante un cambio en las mismas. Esto llevo al diseño más efectivo de políticas para reducir el consumo de gasolina.

4.2. FORMULACIÓN DE POLÍTICAS PARA UNA EMPRESA DEL MERCADO

Dadas las ventajas del enfoque del problema de agregación, se hace necesario realizar un análisis de demanda de acuerdo a esto. El método de agregación empleado en este trabajo es el Método de Enumeración Muestral y se emplea el modelo ML3 para analizar el comportamiento de las probabilidades de escogencia de las diferentes alternativas, ante una nueva política de una de ellas.

Analizando las características del servicio de la empresa Brasilia, se puede decir que esta puede generar políticas alrededor del tema del Costo del Tiquete, Tiempo entre Despachos y Tiempo de Viaje. Con respecto al tema de costo se puede decir que este se puede incrementar en ciertas temporadas del año, por lo que se hace interesante analizar que pasaría en este caso. Además, se presentan descuentos en estas tarifas y sería bueno ver que pasa en este caso. En algún momento, la empresa puede decidir aumentar el tiempo entre despachos, lo que implicaría que diariamente saldrían menos buses a cumplir la ruta, y el caso contrario también se puede dar, por lo que dentro de las políticas evaluadas se muestra este comportamiento. Por último, la empresa puede decidir aumentar el tiempo de viaje al realizar más paradas entre los pueblos intermedios o por el contrario suspender dichas paradas.

Revisando estos puntos, se pueden plantear las siguientes políticas, partiendo de cambios en la empresa tomada como base de las estimaciones:

Tabla 13. Políticas evaluadas.

Política	Descripción
P1	Aumento en el costo (10%) de BRA
P2	Disminución en el costo (10%) de BRA
P3	Aumento en el costo (20%) de BRA
P4	Disminución en el costo (20%) de BRA
P5	Aumento en el costo (30%) de BRA
P6	Disminución en el costo (30%) de BRA
P7	Aumento en el tiempo entre despachos (10%) de BRA
P8	Disminución en el tiempo entre despachos (10%) de BRA
P9	Aumento en el tiempo entre despachos (20%) de BRA
P10	Disminución en el tiempo entre despachos (20%) de BRA
P11	Aumento en el tiempo de viaje (10%) de BRA
P12	Disminución en el tiempo de viaje (10%) de BRA

Recordando, el modelo ML3 tiene la siguiente estructura $V_{iq} = ASC_i + \beta_1 + \eta_1 \bar{T} + \beta_2 + \eta_2 \bar{C} + \beta_3 + \eta_3 \bar{INT} + \beta_4 NSM + \beta_5 NSA$. En este

caso la probabilidad de elección es
$$P_{iq} = \frac{e^{V_{iq}}}{\sum e^{V_{iq}}}.$$

En la siguiente tabla se muestran las probabilidades de escogencia, bajo las condiciones actuales, estimadas a través de este modelo. En la tabla 15 se muestran estas probabilidades actuales de escogencia, de acuerdo a la selección de cada individuo ante los diferentes escenarios.

Tabla 14. Probabilidades de escogencia – Modelo ML3

	Alternativa								
Ruta	WAY	OCH	BRA	COP	COO	COS	VAN	UNI	BER
BAQ - BMA	0.00%	0.00%	43.06%	29.43%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	27.52%
BAQ - CTG	0.00%	0.00%	37.92%	0.00%	0.00%	31.64%	30.44%	0.00%	0.00%
BAQ - MAI	36.55%	31.16%	32.29%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
BAQ - MDL	0.00%	23.45%	48.43%	28.12%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
BAQ - MON	0.00%	0.00%	27.34%	0.00%	0.00%	0.00%	28.16%	44.51%	0.00%
BAQ - VDR	0.00%	0.00%	33.31%	32.28%	34.42%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
CTG - BOG	0.00%	0.00%	24.31%	51.56%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	24.12%
CTG - MDL	0.00%	25.96%	46.34%	27.70%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%

Tabla 15. Probabilidades de escogencia – Actuales

	Alternativa								
Ruta	WAY	OCH	BRA	COP	COO	COS	VAN	UNI	BER
BAQ - BMA	0.00%	0.00%	42.91%	29.89%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	27.20%
BAQ - CTG	0.00%	0.00%	32.44%	0.00%	0.00%	25.78%	41.78%	0.00%	0.00%
BAQ - MAI	37.58%	30.72%	31.70%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
BAQ - MDL	0.00%	20.49%	50.00%	29.51%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
BAQ - MON	0.00%	0.00%	44.02%	0.00%	0.00%	0.00%	13.25%	42.74%	0.00%
BAQ - VDR	0.00%	0.00%	35.35%	29.63%	35.02%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
CTG - BOG	0.00%	0.00%	27.11%	50.67%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	22.22%
CTG - MDL	0.00%	33.78%	35.56%	30.67%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%

En las siguientes 8 tablas se muestran las probabilidades halladas evaluando cada una de las políticas en cada una de las rutas.

Tabla 16. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - BMA.

Política	BRA	COP	BER
P1	34.52%	33.71%	31.77%
P2	52.16%	24.84%	23.00%
P3	26.98%	37.48%	35.54%
P4	61.25%	20.24%	18.51%
P5	20.66%	40.61%	38.73%
P6	69.72%	15.93%	14.36%
P7	42.31%	29.81%	27.88%
P8	43.81%	29.04%	27.15%
P9	41.57%	30.19%	28.24%
P10	44.57%	28.65%	26.78%
P11	40.03%	30.94%	29.03%
P12	46.15%	27.87%	25.97%

Tabla 17. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - CTG.

Política	BRA	COS	VAN
P1	36.13%	32.70%	31.17%
P2	39.73%	30.57%	29.70%
P3	34.39%	33.73%	31.88%
P4	41.57%	29.49%	28.94%
P5	32.68%	34.75%	32.57%
P6	43.43%	28.41%	28.16%
P7	37.65%	31.80%	30.55%
P8	38.18%	31.48%	30.34%
P9	37.39%	31.95%	30.66%
P10	38.44%	31.33%	30.23%
P11	37.08%	32.14%	30.79%
P12	38.76%	31.14%	30.09%

Tabla 18. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - MAI.

Política	WAY	OCH	BRA
P1	39.08%	33.46%	27.46%
P2	33.83%	28.70%	37.47%
P3	41.37%	35.58%	23.04%
P4	30.97%	26.13%	42.90%
P5	43.42%	37.49%	19.09%
P6	28.02%	23.51%	48.47%
P7	37.05%	31.58%	31.36%
P8	36.04%	30.72%	33.24%
P9	37.54%	32.01%	30.45%
P10	35.53%	30.28%	34.20%
P11	37.74%	32.24%	30.02%
P12	35.32%	30.04%	34.64%

Tabla 19. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - MDL.

Política	OCH	BRA	COP
P1	27.33%	39.72%	32.95%
P2	19.51%	57.33%	23.16%
P3	30.94%	31.69%	37.36%
P4	15.72%	65.88%	18.40%
P5	34.16%	24.69%	41.15%
P6	12.27%	73.58%	14.14%
P7	24.01%	47.16%	28.83%
P8	22.89%	49.71%	27.40%
P9	24.56%	45.91%	29.53%
P10	22.32%	51.00%	26.68%
P11	24.84%	45.33%	29.83%
P12	22.06%	51.55%	26.38%

Tabla 20. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - MON.

Política	BRA	COP	UNI
P1	23.28%	29.20%	47.52%
P2	31.79%	26.97%	41.24%
P3	19.64%	30.11%	50.25%
P4	36.58%	25.66%	37.76%
P5	16.43%	30.88%	52.69%
P6	41.64%	24.23%	34.13%
P7	26.94%	28.26%	44.80%
P8	27.74%	28.06%	44.21%
P9	26.55%	28.36%	45.10%
P10	28.14%	27.95%	43.91%
P11	25.42%	28.65%	45.93%
P12	29.33%	27.64%	43.04%

Tabla 21. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta BAQ - VDR.

Política	BRA	COP	COO
P1	29.31%	34.27%	36.43%
P2	37.52%	30.18%	32.29%
P3	25.57%	36.13%	38.30%
P4	41.91%	28.01%	30.07%
P5	22.13%	37.86%	40.01%
P6	46.42%	25.80%	27.79%
P7	32.33%	32.75%	34.92%
P8	34.30%	31.80%	33.91%
P9	31.37%	33.21%	35.42%
P10	35.31%	31.31%	33.38%
P11	31.69%	33.08%	35.23%
P12	34.95%	31.46%	33.59%

Tabla 22. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta CTG - BOG.

Política	BRA	COP	BER
P1	15.55%	56.82%	27.63%
P2	35.07%	45.00%	19.93%
P3	9.27%	60.52%	30.21%
P4	46.65%	37.81%	15.54%
P5	5.21%	62.86%	31.93%
P6	57.75%	30.73%	11.52%
P7	23.22%	52.24%	24.54%
P8	25.44%	50.87%	23.69%
P9	22.17%	52.89%	24.94%
P10	26.59%	50.15%	23.25%
P11	20.36%	53.97%	25.67%
P12	28.65%	48.91%	22.44%

Tabla 23. Probabilidades de escogencia ante diferentes políticas, ruta CTG - MDL.

Política	OCH	BRA	COP
P1	30.13%	37.30%	32.57%
P2	21.59%	55.75%	22.66%
P3	33.86%	29.13%	37.01%
P4	17.32%	64.87%	17.80%
P5	37.01%	22.17%	40.82%
P6	13.44%	73.13%	13.43%
P7	26.56%	45.03%	28.40%
P8	25.35%	47.66%	26.99%
P9	27.16%	43.74%	29.10%
P10	24.74%	49.00%	26.27%
P11	27.56%	42.86%	29.57%
P12	24.33%	49.87%	25.80%

De la evaluación de estas políticas se puede decir que el hecho de disminuir el costo del pasaje mínimo en un 10% aumenta la probabilidad de selección de la empresa base, asumiendo que las otras alternativas mantienen iguales sus condiciones. Esto mismo ocurre cuando se disminuye el tiempo de viaje. Estas conclusiones se mantienen para todas las rutas. A medida que se disminuye el tiempo o el costo del viaje, estas probabilidades tienden a aumentar, y viceversa.

Por otro lado, no existe una gran variación en estas probabilidades cuando se varia el tiempo entre despachos, bien sea aumentándolo o disminuyéndolo, en caso de asumir el problema teniendo en cuenta todas las rutas. Pero, si se analiza cada ruta de manera individual, estas probabilidades si varían al aumentar o disminuir este tiempo en un 10%. Al pasar a una variación del 20%, estas probabilidades varían con respecto a la condición actual más no comparadas con las obtenidas al variar en un 10%.

Con todo este tema de evaluación de políticas lo que se busca, en resumen, es analizar situaciones hipotéticas de la empresa y el mercado en el que se desarrolla. Es posible evaluar políticas de diferente naturaleza, siempre y cuando se puedan cuantificar, tales como las analizadas en este capítulo. Es posible realizar combinación entre estas políticas, pero en este trabajo este enfoque no es empleado. Es también posible evaluar que pasaría si las otras empresas cambian sus condiciones, que pasaría con Bra Este tema se deja para una aplicación posterior en la Industria.

4.3. ELASTICIDADES DE LOS DIFERENTES ATRIBUTOS.

Teniendo en cuenta estos resultados obtenidos, podemos analizar ahora las elasticidades de los atributos cuantificables, es decir, costo, tiempo de viaje y tiempo entre despachos. La elasticidad de un atributo X se obtiene de la siguiente

expresión: $E_x = \frac{\Delta P}{\Delta X} * \frac{X}{P}$ (34), donde P es la probabilidad de elección, X es el

valor actual del atributo, ΔX es la variación de dicho atributo ante un aumento del mismo y ΔP es el cambio que sufren las probabilidades ante dicha variación en el atributo.

Al realizar estos cálculos para los datos, se tiene que la elasticidad del Costo es en promedio -0.48, variando entre -0.10 y -0.81, la del Tiempo de Viaje es en promedio -0.24, variando entre -0.06 y -0.44, y por último, la del tiempo entre despachos es -0.12, variando entre -0.03 y -0.21. De estos se puede decir que los usuarios son más sensibles a un cambio en el costo, aunque un cambio en cualquiera de ellas repercute de manera significativa en su decisión, es decir, en la probabilidad. Todo esto implica que el Costo es el atributo de mayor relevancia al momento de decidir cual alternativa es la mejor, es el de mayor impacto en la elección.

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha realizado un primer acercamiento a los modelos de elección discreta para el tema de transporte de pasajeros de una ciudad a otra, empleando transporte publico (bus o van), en Colombia. Dado que no existen evidencias de trabajos previos de este tipo, esta tesis constituye un aporte a este campo de investigación y abre la puerta para próximas aplicaciones, no solo en el área de transporte sino en otros campos de interés. Los pasos siguientes son varios. Uno de ellos es ampliar la investigación a otras rutas del país, cubiertas por la empresa base de este estudio, aplicando la encuesta y tomar esta información para recalcular los diferentes modelos aquí planteados. Otro es trabajar más en el tema de las preferencias reveladas para obtener mejores modelos. También se puede formular modelos con otras estructuras y realizar las comparaciones correspondientes. Para futuros trabajos, se recomienda estimar modelos para cada ruta y realizar los análisis posteriores separando la población de acuerdo a la ruta estudiada.

Por medio de la aplicación de una encuesta a 254 individuos, en la que se le hacía una serie de preguntas a la persona y se obtuvo información socioeconómica de la misma, la cual es útil para tratar de explicar por que su comportamiento al momento de decidir porque una alternativa de transporte y no otra. Esta información se complemento con una encuesta de preferencias declaradas, en la que los individuos debían seleccionar la alternativa que le fuera más atractiva dentro de un grupo de 3 posibles en el marco de un escenario hipotético, para ser más precisos 9 situaciones.

A partir de la información suministrada, se sacaron grandes conclusiones, la principal de ellas que al momento de decidir cual alternativa seleccionar, los individuos evalúan el tiempo de viaje, el costo del pasaje, el tiempo entre despachos y el nivel de servicio ofrecido por cada una de ellas. A su vez, de la información de preferencias reveladas se pudo concluir que esta no tenía mucha variación, lo cual afectó la formulación de modelos basados en ella y en la combinación de esta con la de preferencias declaradas, dando como resultado modelos que no tienen un buen comportamiento por lo que no es posible utilizarlos para un análisis posterior.

A partir de la información recolectada, se formularon una serie de modelos del tipo Logit Multinomial, Mixed Logit (con variaciones aleatorias), modelos con Variaciones Sistemáticas y por último con combinación de variaciones. Al evaluarlos todos y compararlos, se puede decir que el mejor de todos el Mixed Logit que incluye variaciones aleatorias en el Tiempo de Viaje, Costo del Pasaje y Tiempo entre Despachos y en el que sólo se estimaron parámetros correspondientes a las variables principales. En este se evidencia que estos factores principales son los que más impactan al individuo al momento de tomar la decisión y muestra también que no existen concepciones diferentes con respecto a este tema, dadas las características socioeconómicas del individuo (sexo, edad, nivel de ingresos, entre otras).

Como resultados de estos modelos se realizaron los cálculos del Valor Subjetivo del Tiempo, para ambos tipos de tiempos estudiados en este trabajo. Se realizaron estimaciones directas, como el caso de los modelos Logit Multinomial, así como estimaciones por medio de simulación, para los modelos con variaciones aleatorias. La principal conclusión de este tema es que el VST es muy sensible a la manera en la que se especifique el modelo, tendiendo a ser mucho menor cuando se emplean parámetros aleatorios.

Por otro lado, una de las aplicaciones principales de estos modelos, a parte del cálculo del VST, es la evaluación de políticas del servicio ofrecido por las diferentes alternativas, para así poder determinar probabilidades de escogencia y obtener estimaciones de demanda para las mismas. Las políticas evaluadas, empleando el modelo Mixed Logit, previamente mencionado, giraban entorno al aumento o la disminución del tiempo de viaje, costo y tiempo entre despachos, características de todas las alternativas estudiadas y que solo variaría en una de ellas, BRA, para efectos de este análisis. La principal conclusión es que la probabilidad de escogencia de la empresa BRA aumentaba con la disminución del tiempo de viaje y el costo.

Este es el tema más interesante para las empresas de la industria y es por eso que los resultados de esta tesis serán empleados como base para estudios más profundos en una de las empresas del sector, teniendo en cuenta más rutas y realizando una encuesta más grande.

De este análisis de las políticas de la empresa base, se deriva el cálculo de las elasticidades. Empleando la expresión para hallar estas elasticidades, se obtuvieron los siguientes valores para las diferentes variables: la elasticidad del Costo es en promedio -0.5 , variando entre -0.10 y -0.80 , la del Tiempo de Viaje es en promedio -0.06 , variando entre -0.23 y -0.43 , y por último, la del tiempo entre despachos es -0.12 , variando entre -0.03 y -0.21 . A partir de esto, se llegó a la conclusión que el atributo de mayor impacto en la elección es el Costo. Los individuos resultaron ser más sensibles a un cambio en este, lo cual repercute en la probabilidad de elección.

BIBLIOGRAFÍA

- BEN AKIVA, M. y MORIKAWA, T (1991). Estimation of travel demand models from multiple data sources. Presentado en: 11th international Symposium on transportation and Traffic Theory, Japan, Julio 1991.
- BEN AKIVA, M. y LERMAN, S (1985). Discrete Choice Analysis Theory and Application to Travel Demand. Cambridge, Mass.: MIT Press.
- ALFNES, F (2004). Stated preferences for imported and hormone-treated beef: application of a mixed Logit model. En: European Review of Agricultural Economics, Vol. 31 (1), Mar 1 2004. p. 19 – 37.
- ALGERS, S.; BERGSTRÖM, P.; DAHLBERG, M. y DILLÉN, J.L. (1998). Mixed Logit Estimation of the Value of Travel Time. Working Paper, Department of Economics, Uppsala University.
- BATES, J.J. (1988). Econometric issues in SP analysis. En: Journal of Transport Economics and Policy, London, Vol. 22, Iss. 1, Jan 1988. p. 59 – 69.
- BERKOWITZ, M.; GALLINI, N.; MILLER, E. y WOLFE, R. (1990). Disaggregate Analysis of the Demand for Gasoline. En: The Canadian Journal of Economics, Vol. 23 (2), Mayo 1990. p. 253 - 275.
- BHAT, C.R. (2000). Quasi-Random Maximum Simulated Likelihood Estimation of the Mixed Multinomial Logit Model. En: Transportation Research, Vol. 35B, 2000. p. 677 - 693.
- BHAT, C.R. (1996). An endogenous mode choice model with an application to intercity travel. En: Transportation Science, Vol. 31, 1996. p. 34 – 48.
- BIERLAIRE, M. (2005). An introduction to Biogeme (Version 1.4). En Internet: www.biogeme.com.

- BONNET, C. y SIMIONI, M. (2001). Assessing consumer responses to protected designation of origin labeling: a mixed multinomial Logit approach. En: *European Review of Agricultural Economics*, Vol. 28, 2001. p. 433 – 449.
- BRADLEY, M.A. y KROES, E. (1990). Forecasting issues in stated preference survey research. 69th TRB Annual meeting, Washington D.C. January 1990. USA.
- BROWNSTONE, D.; BUNCH, D. y TRAIN, K. (2000). Joint mixed Logit models of stated and revealed preferences for alternative – fuel vehicles. En: *Transportation Research Part B*, Vol. 34, 2000. p. 315 – 338.
- BROWNSTONE, D. y TRAIN, K. (1999). Forecasting new product penetration with flexible substitution patterns. En *Journal of Econometrics*, Vol. 89, 1999. p. 109 – 129.
- BURGESS, L.; LOUVIERE, J. y STREET, D. (2005). Quick and easy choice sets: Constructing optimal and nearly optimal stated choice experiments. En: *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 22, 2005. p. 459 – 470.
- CALFEE, J.; STEMPSKI, R. y WINSTON C. (2001). Econometric Issues in estimating consumer preferences from stated preference data: a case study of the value of automobile travel time. En: *The review of economics and statistics*, Vol 83(4), Noviembre 2001. p. 699 – 707.
- CAUSSADE, S.; ORTÚZAR, J. de D.; HENSHER, D. y RIZZI, L. (2005). Assessing the influence of design dimensions on stated choice experiment estimates. En: *Transportation Research Part B*, Vol. 39, 2005. p. 621 – 640.
- CARLSSON, F.; FRYKBLOM, P. y LAGERKVIST, C. (2005). Consumer Preferences for Food Product Quality Attributes from Swedish Agriculture. En: *Ambio*, Stockholm, Vol. 34, Iss. 4/5, Junio 2005. p. 366 - 370.

- CHERCHI, E. y ORTÚZAR, J. de D. (2002). Mixed RP/SP models incorporation interaction effects. En: *Transportation*, Vol. 29 (4), Noviembre 2002. p. 371 – 395.
- DALY, A y ORTÚZAR, J. de D. (1990). Forecasting and data aggregation: theory and practice. En: *Traffic Engineering and Control*, Vol. 31, 1990. p. 632 – 643.
- DE CARVALHO, M. C. M.; DOUGHERTY, M. S.; FOWKES, A. S. y WARDMAN, M. R. (1998). Forecasting Travel Demand: A Comparison of Logit and Artificial Neural Network Methods. En: *The Journal of the Operational Research Society*, Vol. 49 (7), Intelligent Management Systems in Operations, Julio 1998. p. 717 - 722.
- DOMENCICH, T y MCFADDEN, D. (1975). *Urban travel demand: A behavioral Analysis*. North Holland. Amsterdam, 1975
- ESPINO, R.; ORTÚZAR, J. de D. y ROMÁN, C. (2006). Analyzing demand for suburban trips: a mixed RP/SP model with latent variables and interaction effects. En: *Transportation*, Vol. (33), 2006. p. 241-261.
- ESPINO, R.; MARTIN, J.C. y ROMAN, C. (2006). Analyzing the effect of preference heterogeneity on willingness to pay for improving service quality in an airline choice context. Presentado en: XIV Congreso Panamericano de Ingeniería de Tránsito y Transporte (XIV Panam), Las Palmas de Gran Canaria, Septiembre 2006.
- FOWKES, A.S. y WARDMAN, M. (1988). The design of stated preference travel choice experiments, with special reference to interpersonal taste variations. En: *Journal of Transport Economics and Policy*, XXII, 1988. p. 27 – 44.
- GOETT, A.; HUDSON, K. y TRAIN, K. (2000). Customers' choice among retail energy suppliers: The willingness-to-pay for service attributes. En: *The Energy Journal*, Cleveland, Vol.21 (4), 2000. p. 1 – 28.

- GONZALEZ, R. (1997). The value of time: a theoretical review. En: Transport Reviews, Vol. 17 (3), 1997. p. 245 – 266.
- GREENE, W. y HENSHER, D. (2003). The Mixed Logit model: The state of practice. En: Transportation, Vol. 30 (2), Mayo 2003. p. 133 – 176.
- HENSHER, D.; LOUVIERE, J. y SWAIT, J. (2000). Stated Choice Methods: Analysis and Applications. Cambridge University Press. 403 Págs.
- HENSHER, D.; LOUVIERE, J. y SWAIT, J. (1999). Combining sources of preference data. En: Journal of Econometrics, Vol. 89, 1999. p. 197 – 221.
- HENSHER, D. y LOUVIERE, J. (1983). Using Discrete Choice Models with Experimental Design Data to Forecast Consumer Demand for a Unique Cultural Event. En: The Journal of Consumer Research, Vol. 10 (3), Diciembre 1983. p. 348 - 361.
- HUBER, J. y ZWERINA, K. (1996). The importance of utility balance in efficient choice design. En: Journal of Marketing Research, Vol. 33, Agosto 1996. p. 307–317.
- JARA – DIAZ, S. (1999). Alienación y valor del tiempo. En: Anales de la Universidad de Chile, Sexta Serie, N° 9, Agosto 1999.
- KOCUR, G.; ADLER, T.; HYMAN, W. y AUNET, B. (1982). Guide to forecasting travel demand with direct utility assessment. Report N° UMTA – NH – 11 – 0001 – 82. Urban Mass Transportation Administration, U.S. Department of Transportation. Washington D.C.
- MANSKI, C. y MCFADDEN, D. (1981). Structural Analysis of Discrete Data and Econometric Applications. Editors Cambridge: The MIT Press, 1981
- MCFADDEN, D. (1974). The Measurement of Urban Travel Demand. En: Journal of Public Economics, Vol. 3. p. 303 - 328.
- MCFADDEN, D. (2000). Disaggregate Behavioral Travel Demand's RUM side: A 30-Year Retrospective. Presentado en: Conference at the International

Association of Travel Behaviour Analyst, Brisbane, Australia, July 2 - 7, 2000.

- MCFADDEN, D. y TRAIN, K. (2000). Mixed MNL Models for Discrete Response. En: Journal of Applied Econometrics, Vol. 15(5). p. 447 - 470.
- MCFADDEN, D y REID, F. (1975). Aggregate travel demand forecasting from disaggregated behavioral models. En Transportation Research Record: Travel Behavior and Values, Vol. 534, 1975. p. 24 - 37.
- MOREY, E. y ROSSMAN, K. (2002). Using Stated-Preference Questions to Investigate Variation in Willingness to Pay for Preserving Marble Monuments: Classic Heterogeneity and Random Parameters. Working Paper. Economics Department, University of Colorado at Boulder, Colorado, 10 de enero de 2002.
- MUNIZAGA, M.A. y ALVAREZ, R. (2000). Modelos mixed Logit: uso y potencialidades. En: L.A. Lindau, J. de D. Ortúzar and O. Strambi (eds): Engenharia de Tráfego e Transportes 2000: Avanços para uma Era de Mudanças. ANPET, Rio de Janeiro.
- ORTÚZAR, J. de D. y WILLUMSEN, L. (2005). Modeling Transport. John Wiley & Sons Ltd. England. 439 Págs.
- ORTÚZAR, J. de D. (1998). Modelos de Demanda de Transporte. Ediciones Universidad Católica de Chile. Chile. 247 Págs.
- ORTÚZAR, J. de D. y ROMÁN, C. (2003). El problema de modelación de demanda desde una perspectiva desagregada: el caso del transporte. En: Revista EURE, Santiago de Chile, Vol. XXIX (Nº 88), Diciembre 2003. p. 149-171.

- ORTUZAR, J. de D. y SILLANO, M. (2005). WTP Estimation with Mixed Logit Models: Some New Evidence. En: Environment and Planning A, 37 (3), Marzo 2005. p. 525 – 550.
- ORTÚZAR, J. de D. (2000). Modelos Econométricos de Elección Discreta. Ediciones Universidad Católica de Chile. Chile. 241 págs.
- PERMAIN, D. y SWANSON, J. (1990). The use of stated preference techniques in the quantitative analysis of travel behavior. Proceedings of the IMA Conference on Mathematics in Transport, University of Cardiff, Wales. Septiembre 1990.
- PESTANA, C. y PROENÇA, I. (2005). Mixed Logit Estimation of Radical Islamic Terrorism in Europe and North America: A comparative study. En: The Journal of Conflict Resolution, Beverly Hills, Vol. 49, Iss. 2, Abril 2005. p. 298 - 316.
- REVELT, D y TRAIN, K. (1998). Mixed Logit with Repeated Choices: Households' choices of Appliance Efficiency Level. En: The review of economics and statistics, Vol. 80 (4), Noviembre 1998. p. 647 – 657.
- SAELENSMINDE, K. (2001). Inconsistent choices in stated choice data. Transportation 28, 2001. p. 269-296
- SÁNDOR, Z y WEDEL, M. (2001). Designing conjoint choice experiments using managers' prior beliefs. En: Journal of Marketing Research, Vol. 38, Noviembre 2001. p. 430 – 444.
- SÁNDOR, Z y WEDEL, M. (2002), Profile Construction in Experimental Choice Designs for Mixed Logit Models. En: Marketing Science, Vol. 21 (No. 4), Otoño 2002. p. 455 – 475.
- SWANSON, J.; PEARMAIN, D. y LOUGHEAD, K. (1992). Stated preference sample sized proceedings. 20th PTRC Summer Annual Meeting. University of Massachusetts Institute of Science and Technology. England. Septiembre 1992.

- TRAIN, K. (1998), Recreation Demand Models with Taste Differences Over People. En: Land Economics, Vol. 74 (2). p. 230 - 239.
- TRAIN, K. (1999). Halton Sequences for Mixed Logit. Working Paper, Department of Economics, University of California, Berkeley.
- TRAIN, K. (2003). Discrete Choice Methods with Simulation. Cambridge University Press, Cambridge.
- TSENG, W. (2001). Applying mixed Logit models in recreational demand models. University of Maryland College Park, 2001, 118 págs. Tesis.
- WILLIAMS, H. C. (1977). On the Formation of Travel Demand Models and Economic Evaluation Measures of User Benefit. En Environment and Planning, Vol. 9A, 1977. p. 285 - 344.

ANEXOS

Anexo 1. Encuesta

1. IDENTIFICACIÓN DE LA ENCUESTA			
Lugar		Fecha	
2. IDENTIFICACIÓN DEL USUARIO			
¿Usted se dirige a alguna de las siguientes ciudades? ☐ Sí ☐ No ↓ ¿Cuál? ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Barranquilla Bogotá Bucaramanga Cartagena Maicao Medellín Valledupar	Sexo Femenino ☐ Masculino ☐ Edad	Ocupación ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Estudiante Empleado Independiente Dueña de Casa Empleada Doméstica Sin Ocupación Otro ↓ ¿Cuál?	
3. INFORMACIÓN DEL VIAJE INTERURBANO			
¿Cuál es el motivo de su viaje? ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Trabajo Estudio Turismo/Recreación Visitar/Ver alguien Diligencias Salud Otros	¿Quién pagó el pasaje? ☐ ☐ ☐ ☐ Usted mismo Empresa Alguien de su familia Otra persona	¿Con qué frecuencia realiza este viaje? una vez al(a) ¿Cuál fue el costo de su pasaje? \$ ☐ N/S	
¿En qué empresa realizará este viaje?		Hora de inicio del viaje Hora de llegada a este terminal	
¿Cuál es el tiempo de duración estimado de su viaje en el bus? Horas Minutos ☐ N/S		¿Cuál fue el costo de su traslado hacia el Terminal? \$ ☐ N/S	
¿Qué medio de transporte utilizó para llegar al Terminal? ☐ Auto ☐ Bus ☐ Taxi ☐ Colectivo ☐ Caminata		¿Cuál fue la duración de su viaje al Terminal? Horas Minutos	

3. INFORMACIÓN DEL VIAJE INTERURBANO

Concluido su viaje en Bus, ¿Qué medio de transporte utilizará para llegar a su destino final?

☐ Auto ☐ Taxi ☐ Caminata
☐ Bus ☐ Colectivo

¿Cuánto durará su viaje desde el Terminal hasta el destino final?

Horas Minutos

¿Cuál será el costo de su traslado hasta su lugar de destino? \$ ☐ N/S

4. INGRESO PERSONAL

¿Cuál es su ingreso personal? (*promedio mensual*)

☐ Menos de \$150.000 ☐ \$280.001 - \$450.000 ☐ \$900.001 - \$1.600.000 ☐ Más de \$5.000.001
☐ \$150.001 - \$280.000 ☐ \$450.001 - \$900.000 ☐ \$1.600.001 - \$5.000.000 ☐ No Contesta

5. PREFERENCIAS DECLARADAS

Considere el viaje que usted está por realizar. A continuación le mostraremos varias situaciones en las que usted deberá escoger entre 3 alternativas la de su preferencia, considerando cada una de ellas. En las 3 alternativas cambian los tiempos de viaje, el costo de viaje, la frecuencia y el nivel de servicio.

Prefiere:

1 ☐ Alternativa 1
2 ☐ Alternativa 1
3 ☐ Alternativa 1
4 ☐ Alternativa 1
5 ☐ Alternativa 1
6 ☐ Alternativa 1
7 ☐ Alternativa 1
8 ☐ Alternativa 1
9 ☐ Alternativa 1

☐ Alternativa 2
☐ Alternativa 2
☐ Alternativa 2
☐ Alternativa 2
☐ Alternativa 2
☐ Alternativa 2
☐ Alternativa 2
☐ Alternativa 2
☐ Alternativa 2

☐ Alternativa 3
☐ Alternativa 3
☐ Alternativa 3
☐ Alternativa 3
☐ Alternativa 3
☐ Alternativa 3
☐ Alternativa 3
☐ Alternativa 3
☐ Alternativa 3

6. OBSERVACIONES

Anexo 2. Diseño de encuestas de preferencias declaradas

Tabla A1. Diseño encuesta de preferencias declaradas 1.

	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
1	Tiempo	1	Tiempo	1	Tiempo	2
	Costo	2	Costo	3	Costo	1
	Frecuencia	2	Frecuencia	3	Frecuencia	2
	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	2
2	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	2	Tiempo	3
	Costo	3	Costo	3	Costo	1
	Frecuencia	3	Frecuencia	1	Frecuencia	3
3	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	3	Tiempo	1
	Costo	2	Costo	1	Costo	3
	Frecuencia	3	Frecuencia	3	Frecuencia	3
4	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	3	Tiempo	1
	Costo	1	Costo	3	Costo	2
	Frecuencia	1	Frecuencia	2	Frecuencia	2
5	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	1	Tiempo	3
	Costo	1	Costo	1	Costo	3
	Frecuencia	3	Frecuencia	1	Frecuencia	1
6	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	1	Tiempo	3
	Costo	3	Costo	2	Costo	2
	Frecuencia	2	Frecuencia	2	Frecuencia	1
7	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	1	Tiempo	3
	Costo	1	Costo	1	Costo	3
	Frecuencia	3	Frecuencia	1	Frecuencia	1
8	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	2	Tiempo	2
	Costo	2	Costo	1	Costo	2
	Frecuencia	1	Frecuencia	2	Frecuencia	3
9	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	2	Tiempo	3
	Costo	1	Costo	2	Costo	3
	Frecuencia	2	Frecuencia	3	Frecuencia	2
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	1	Tiempo	1
	Costo	2	Costo	1	Costo	1
	Frecuencia	2	Frecuencia	1	Frecuencia	1

Tabla A2. Diseño encuesta de preferencias declaradas 2.

	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
1	Tiempo	3	Tiempo	1	Tiempo	2
	Costo	1	Costo	1	Costo	1
	Frecuencia	3	Frecuencia	1	Frecuencia	2
	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	2
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
2	Tiempo	2	Tiempo	3	Tiempo	1
	Costo	2	Costo	1	Costo	1
	Frecuencia	3	Frecuencia	3	Frecuencia	1
	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	1
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
3	Tiempo	1	Tiempo	3	Tiempo	3
	Costo	1	Costo	2	Costo	3
	Frecuencia	1	Frecuencia	1	Frecuencia	2
	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	1
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
4	Tiempo	1	Tiempo	2	Tiempo	2
	Costo	2	Costo	2	Costo	3
	Frecuencia	2	Frecuencia	3	Frecuencia	1
	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	3
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
5	Tiempo	3	Tiempo	3	Tiempo	2
	Costo	2	Costo	3	Costo	2
	Frecuencia	1	Frecuencia	2	Frecuencia	3
	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	1
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
6	Tiempo	2	Tiempo	2	Tiempo	1
	Costo	3	Costo	1	Costo	3
	Frecuencia	1	Frecuencia	2	Frecuencia	3
	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	2
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
7	Tiempo	1	Tiempo	1	Tiempo	3
	Costo	3	Costo	2	Costo	1
	Frecuencia	3	Frecuencia	2	Frecuencia	3
	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	3
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
8	Tiempo	3	Tiempo	1	Tiempo	3
	Costo	3	Costo	3	Costo	2
	Frecuencia	2	Frecuencia	3	Frecuencia	1
	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	2
	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
9	Tiempo	2	Tiempo	2	Tiempo	1
	Costo	1	Costo	3	Costo	2
	Frecuencia	2	Frecuencia	1	Frecuencia	2
	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	3

Tabla A3. Diseño encuesta de preferencias declaradas 3.

1	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	2	Tiempo	1
	Costo	2	Costo	3	Costo	3
	Frecuencia	3	Frecuencia	1	Frecuencia	3
	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	2
2	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	3	Tiempo	2
	Costo	2	Costo	3	Costo	2
	Frecuencia	1	Frecuencia	2	Frecuencia	3
	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	1
3	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	1	Tiempo	1
	Costo	1	Costo	2	Costo	1
	Frecuencia	3	Frecuencia	2	Frecuencia	1
	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	1
4	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	2	Tiempo	3
	Costo	1	Costo	1	Costo	1
	Frecuencia	1	Frecuencia	2	Frecuencia	3
	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	3
5	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	3	Tiempo	2
	Costo	1	Costo	2	Costo	3
	Frecuencia	2	Frecuencia	1	Frecuencia	1
	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	3
6	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	3	Tiempo	2
	Costo	3	Costo	1	Costo	1
	Frecuencia	3	Frecuencia	3	Frecuencia	2
	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	2
7	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	2	Tiempo	2	Tiempo	3
	Costo	3	Costo	2	Costo	3
	Frecuencia	1	Frecuencia	3	Frecuencia	2
	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	1
8	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	3	Tiempo	1	Tiempo	1
	Costo	3	Costo	1	Costo	2
	Frecuencia	2	Frecuencia	1	Frecuencia	2
	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	1	Nivel de servicio	3
9	Alternativa 1		Alternativa 2		Alternativa 3	
	Tiempo	1	Tiempo	1	Tiempo	3
	Costo	2	Costo	3	Costo	2
	Frecuencia	2	Frecuencia	3	Frecuencia	1
	Nivel de servicio	3	Nivel de servicio	2	Nivel de servicio	2

Anexo 3. Modelos Probados

Tabla A4. Modelos MNL con datos PD

	Parámetro	MNL1	MNL2	MNL3	MNL4a	MNL4b	MNL5	MNL6
Ctes. específicas alternativas	ASC1	0.13942 (1.05969)	0.11803 (0.89886)	0.07494 (0.57578)	-0.04161 (-0.15243)	0.13712 (1.04162)	0.07405 (0.56780)	0.13512 (1.02710)
	ASC2	-0.06687 (-0.72847)	-0.09667 (-1.06702)	-0.18961 (-2.12116)	-0.27401 (-1.06372)	-0.07374 (-0.80247)	-0.18704 (-2.09833)	-0.07572 (-0.82905)
	ASC3							
	ASC4	-0.04368 (-0.62734)	-0.03585 (-0.51382)	-0.08349 (-1.21594)	-0.29250 (-1.16198)	-0.04711 (-0.67657)	-0.07843 (-1.14327)	-0.04157 (-0.59762)
	ASC5	0.05041 (0.38310)	0.05417 (0.41135)	0.03324 (0.25362)	-0.22732 (-0.82003)	0.04842 (0.36767)	0.03542 (0.26969)	0.05125 (0.38882)
	ASC6	-0.43919 (-3.65147)	-0.44031 (-3.65888)	-0.51864 (-4.32044)	-0.70251 (-2.45487)	-0.36985 (-2.99562)	-0.51899 (-4.30683)	-0.43468 (-3.58936)
	ASC7	0.13988 (1.27652)	0.18318 (1.67405)	0.55314 (3.20963)	-0.11218 (-0.40075)	7.05572 (0.80369)	0.54426 (3.14886)	0.07198 (0.64563)
	ASC8	0.31642 (2.1898)	0.31885 (2.20125)	0.51210 (3.44874)	0.09495 (0.32118)	0.15621 (1.07527)	0.50769 (3.41799)	0.30286 (2.09776)
	ASC9	-0.00160 (-0.01260)	-0.08734 (-0.72032)	-0.26750 (-2.23451)	-0.26125 (-0.96265)	-0.01795 (-0.14066)	-0.26667 (-2.23224)	-0.01989 (-0.15647)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00196 (-4.52505)	-0.00190 (-4.39696)	-0.00177 (-4.17807)	-0.00196 (-4.52945)	-0.00201 (-4.64121)		
	St. D. β_1							
	β_{18} (Log. Tiempo)						-1.14274 (-5.66349)	-1.09853 (-5.50007)
	β_2 (Costo)	-0.00004 (-8.29516)			-0.00004 (-8.24326)	-0.00004 (-7.96521)		-0.00004 (-8.28621)
	St. D. β_2							
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)		-15.9203 (-9.35121)					
	β_{19} (Log. Costo)			-1.60384 (-5.51258)			-1.74479 (-5.93772)	
	β_3 (Frecuencia)	-0.00349 (-8.12033)	-0.00344 (-8.02421)	-0.00328 (-7.78981)	-0.00350 (-8.13123)	-0.00357 (-8.28150)	-0.00326 (-7.77885)	-0.00342 (-8.04765)
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.83191 (11.5921)	0.83398 (11.6064)	0.80926 (11.3959)	0.83561 (11.6062)	0.83867 (11.6364)	0.80671 (11.3550)	0.81800 (11.4521)
	β_5 (N. Ser. Alto)	1.13218 (15.5637)	1.13489 (15.5982)	1.10815 (15.4085)	1.13742 (15.5969)	1.14447 (15.6234)	1.09908 (15.2357)	1.11621 (15.3486)
	β_6 (Sexo)				0.04280 (0.41448)	0.26672 (1.31418)		

Continuación Tabla A4.

	Parámetro	MNL1	MNL2	MNL3	MNL4a	MNL4b	MNL5	MNL6
Coeficientes de atributos	β_7 (N. Ing. Medio)				-0.19010 (-1.64348)	0.11516 (0.48518)		
	β_8 (N. Ing. Alto)				-0.28223 (-1.24882)	2.35146 (5.40669)		
	β_9 (N. Frec. Medio)				-0.54905 (-2.61371)	9.10392 (1.24109)		
	β_{10} (N. Frec. Alto)				0.02831 (0.28594)	-0.06377 (-0.32968)		
	β_{11} (Int. Edad 1)				0.00151 (0.00655)	-0.27316 (-0.29416)		
	β_{12} (Int. Edad 2)				0.33566 (1.74940)	0.45483 (0.55071)		
	β_{13} (Oc. Estud)				-0.24749 (-1.04855)	-6.88573 (-0.78025)		
	β_{14} (Oc. Empleado)				-0.40818 (-1.95794)	-8.20641 (-0.93126)		
	β_{15} (Oc. Independiente)				-0.38071 (-1.67416)	-9.34817 (-1.06049)		
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-2,287.78	-2,275.31	-2,307.67	-2,275.53	-2,203.65	-2,300.3	-2,282.91
	Likelihood ratio test	447.2940	472.2330	407.5250	471.7920	615.5600	422.2570	457.0420
	Adjusted rho - square	0.0839	0.0888	0.0760	0.0848	0.1134	0.0789	0.0858
	# of parameters	13	13	13	23	23	13	13

Tabla A5. Modelos ML con datos PD

	Parámetro	ML1	ML2a	ML2b	ML3	ML4a	ML4b
Ctes. específicas alternativas	ASC1	0.01035 (0.07482)	0.05827 (0.38035)	0.01041 (0.07522)	0.09422 (0.63947)	0.10342 (0.63774)	0.09385 (0.63758)
	ASC2	-0.01487 (-0.14444)	-0.07241 (-0.57741)	-0.01495 (-0.14525)	-0.10565 (-0.92438)	-0.09243 (-0.68743)	-0.10550 (-0.92403)
	ASC3						
	ASC4	-0.00398 (-0.04801)	-0.01143 (-0.10217)	-0.00400 (-0.04825)	-0.01760 (-0.19504)	0.00091 (0.00771)	-0.01753 (-0.19445)
	ASC5	0.00515 (0.03839)	0.03327 (0.21059)	0.00518 (0.03860)	0.06074 (0.42321)	0.07228 (0.43479)	0.06030 (0.42047)
	ASC6	-0.02194 (- 0.17733)	-0.11040 (-0.72860)	-0.02206 (-0.17826)	-0.20458 (-1.55351)	-0.17259 (-1.09613)	-0.20348 (-1.54594)
	ASC7	0.00423 (0.01801)	0.02980 (0.11815)	0.00426 (0.00289)	0.04969 (0.20224)	0.05398 (0.20856)	0.04949 (0.02238)
	ASC8	0.00242 (0.01603)	0.01572 (0.09338)	0.00243 (0.01610)	0.01123 (0.07021)	0.02371 (0.13642)	0.01108 (0.06936)
	ASC9	-0.00780 (- 0.05511)	-0.04416 (-0.27084)	-0.00784 (-0.05541)	-0.08031 (-0.51843)	-0.07352 (-0.42380)	-0.07976 (-0.51520)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00358 (- 4.89524)	-0.00321 (-4.22379)	-0.00364 (-4.96364)	-0.00372 (-4.37234)	-0.00370 (-4.36090)	-0.00363 (-4.27905)
	St. D. β_1	-0.00645 (- 7.38866)	-0.00697 (-7.71527)	-0.00642 (-7.36449)	-0.00831 (-8.13901)	-0.00830 (-8.12586)	-0.00834 (-8.11110)
	β_{18} (Log. Tiempo)						
	β_2 (Costo)	-0.00006 (- 4.07747)	-0.00007 (-4.18013)	-0.00006 (-4.08617)	-0.00009 (-5.17072)	-0.00009 (-5.11355)	-0.00009 (-5.18127)
	St. D. β_2	0.00020 (10.9563)	0.00021 (10.9334)	0.00020 (8.18049)	-0.00023 (-11.2509)	-0.00023 (-11.1691)	-0.00022 (-8.87230)
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)						
	β_{19} (Log. Costo)						
	β_3 (Frecuencia)	-0.00285 (- 6.21269)	-0.00348 (-7.33897)	-0.00284 (-6.19940)	-0.00463 (-5.33721)	-0.00461 (-5.32692)	-0.00462 (-5.33846)
	St. D. β_3				-0.00838 (-8.09439)	-0.00836 (-8.09091)	-0.00835 (-8.03584)
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.06456 (0.89683)	0.47293 (6.28599)	0.06497 (0.90253)	0.86279 (10.5379)	0.86134 (10.5308)	0.86217 (10.5197)
	β_5 (N. Ser. Alto)	0.20337 (2.81797)	0.87111 (11.3700)	0.20439 (2.83133)	1.23426 (14.6505)	1.22216 (14.5254)	1.22938 (14.5317)
	β_6 (Sexo)						
	β_7 (N. Ing. Medio)		-0.00794 (-0.06764)	-0.00468 (-0.00962)		-0.05687 (- 0.45921)	-0.05052 (-0.09906)

Continuación Tabla A5.

	Parámetro	ML1	ML2a	ML2b	ML3	ML4a	ML4b
Coeficientes de atributos	β_8 (N. Ing. Alto)		0.02629 (0.08958)	0.00448 (0.00455)		0.05058 (0.16409)	0.04998 (0.04876)
	β_9 (N. Frec. Medio)		-0.01251 (-0.05124)	0.00728 (0.00738)		-0.03642 (-0.13901)	0.08632 (0.08710)
	β_{10} (N. Frec. Alto)		0.09992 (0.84585)	-0.00289 (-0.00669)		0.13346 (1.07499)	-0.04339 (-0.09635)
	β_{11} (Int. Edad 1)						
	β_{12} (Int. Edad 2)						
	β_{13} (Oc. Estud)			0.00685 (0.00492)			0.07750 (0.03595)
	β_{14} (Oc. Empleado)			-0.00026 (-0.00018)			0.00321 (0.00148)
	β_{15} (Oc. Independiente)			-0.00444 (-0.00285)			-0.05015 (-0.02175)
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-2,226.98	-2,127.93	-2,226.66	-2,067.7	-2,066.55	-2,066.25
	Likelihood ratio test	568.888	766.988	569.533	887.463	889.762	890.354
	Adjusted rho - square	0.1073	0.1451	0.1046	0.1703	0.1692	0.1681
	# of parameters	15	19	22	16	20	23

Tabla A6. Modelos MVS con datos PD

	Parámetro	MVS1	MVS2	MVS3	MVS4	MVS5
Ctes. específicas alternativas	ASC1	0.13194 (1.00139)	0.14175 (1.07209)	0.14288 (1.08331)	0.13455 (1.01630)	0.14039 (1.05764)
	ASC2	-0.08172 (-0.88675)	-0.05511 (-0.59372)	-0.06813 (-0.73939)	-0.07044 (-0.75583)	-0.06846 (-0.73194)
	ASC3					
	ASC4	-0.04186 (-0.59910)	-0.02731 (-0.38348)	-0.03961 (-0.56660)	-0.02591 (-0.36279)	-0.02195 (-0.30630)
	ASC5	0.05285 (0.40080)	0.05898 (0.44633)	0.05338 (0.40495)	0.06148 (0.46440)	0.06555 (0.49404)
	ASC6	-0.43803 (-3.63863)	-0.41012 (-3.38164)	-0.43782 (-3.63721)	-0.40933 (-3.37295)	-0.40771 (-3.35634)
	ASC7	0.14039 (1.27786)	0.16941 (1.44945)	0.13205 (1.19855)	0.16838 (1.43827)	0.16145 (1.37132)
	ASC8	0.31279 (2.16391)	0.24808 (1.71473)	0.31233 (2.15990)	0.24596 (1.69915)	0.24153 (1.66747)
	ASC9	-0.00069 (-0.00537)	-0.05233 (-0.40277)	0.00162 (0.01267)	-0.05141 (-0.39284)	-0.04903 (-0.37317)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00503 (-2.34113)	-0.00202 (-4.59427)	-0.00201 (-4.62242)	-0.00592 (-2.62209)	-0.00610 (-2.68425)
	St. D. β_1					
	β_2 (Costo)	-0.00004 (-8.33230)	-0.00010 (-4.50679)	-0.00004 (-8.30268)	-0.00010 (-4.59297)	-0.00010 (-4.53561)
	St. D. β_2					
	β_3 (Frecuencia)	-0.00349 (-8.10792)	-0.00356 (-8.17927)	-0.00384 (-1.70826)	-0.00356 (-8.15963)	-0.00448 (-1.90433)
	St. D. β_3					
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.83561 (11.6130)	0.84798 (11.6740)	0.83754 (11.6265)	0.85027 (11.6687)	0.85509 (11.6747)
	β_5 (N. Ser. Alto)	1.13828 (15.5810)	1.15564 (15.7052)	1.13862 (15.6123)	1.16020 (15.7036)	1.16758 (15.7506)
	β_{6T} (Sexo)	-0.00002 (-0.02393)			0.00024 (0.23785)	0.00024 (0.24021)
	β_{6C} (Sexo)		0.00001 (1.78175)		0.00001 (1.85163)	0.00001 (1.88733)
	β_{6F} (Sexo)			0.00018 (0.18254)		0.00010 (0.10010)
	β_{7T} (N. Ing. Medio)	-0.00079 (-0.75906)			-0.00063 (-0.58494)	-0.00037 (-0.34052)

Continuación Tabla A6.

	Parámetro	MVS1	MVS2	MVS3	MVS4	MVS5
Coeficientes de atributos	β_{7C} (N. Ing. Medio)		0.00004 (4.50628)		0.00004 (4.47677)	0.00004 (4.51268)
	β_{7F} (N. Ing. Medio)			0.00224 (1.96224)		0.00251 (2.12208)
	β_{8T} (N. Ing. Alto)	-0.00059 (-0.29945)			-0.00048 (-0.24500)	-0.00013 (-0.06694)
	β_{8C} (N. Ing. Alto)		0.00012 (6.38735)		0.00012 (6.38140)	0.00012 (6.48579)
	β_{8F} (N. Ing. Alto)			0.00499 (2.56150)		0.00546 (2.75496)
	β_{9T} (N. Frec. Medio)	-0.00523 (-2.46845)			-0.00469 (-2.18587)	-0.00489 (-2.21269)
	β_{9C} (N. Frec. Medio)		0.00011 (4.79939)		0.00011 (4.59814)	0.00011 (4.72540)
	β_{9F} (N. Frec. Medio)			-0.00110 (-0.49441)		-0.00207 (-0.89492)
	β_{10T} (N. Frec. Alto)	-0.00030 (-0.30806)			-0.00039 (-0.39442)	-0.00032 (-0.32693)
	β_{10C} (N. Frec. Alto)		0.00000 (0.23935)		0.00000 (0.26518)	0.00000 (0.26350)
	β_{10F} (N. Frec. Alto)			0.00075 (0.79414)		0.00072 (0.74453)
	β_{11T} (Int. Edad 1)	0.00450 (2.24404)			0.00504 (2.38138)	0.00469 (2.19930)
	β_{11C} (Int. Edad 1)		0.00006 (2.90925)		0.00006 (3.09297)	0.00006 (2.93119)
	β_{11F} (Int. Edad 1)			-0.00405 (-1.97881)		-0.00337 (-1.57903)
	β_{12T} (Int. Edad 2)	0.00425 (2.49858)			0.00474 (2.61334)	0.00466 (2.56502)
	β_{12C} (Int. Edad 2)		0.00003 (2.22288)		0.00004 (2.40197)	0.00004 (2.29668)
	β_{12F} (Int. Edad 2)			-0.00185 (-1.07542)		-0.00110 (-0.61028)
	β_{13T} (Oc. Estud)	-0.00081 (-0.41719)			-0.00071 (-0.36224)	-0.00025 (-0.12789)
	β_{13C} (Oc. Estud)		-0.00003 (-1.81234)		-0.00003 (-1.85466)	-0.00003 (-1.78363)
	β_{13F} (Oc. Estud)			0.00395 (2.06389)		0.00392 (2.02830)

Continuación Tabla A6.

	Parámetro	MVS1	MVS2	MVS3	MVS4	MVS5
Coeficientes de atributos	β_{14T} (Oc. Empleado)	-0.00117 (-0.68836)			-0.00091 (-0.53457)	-0.00082 (-0.47374)
	β_{14C} (Oc. Empleado)		-0.00003 (-1.79116)		-0.00003 (-1.84483)	-0.00003 (-1.81757)
	β_{14F} (Oc. Empleado)			0.00057 (0.33136)		0.00016 (0.09755)
	β_{15T} (Oc. Independiente)	0.00287 (1.57689)			0.00310 (1.68815)	0.00298 (1.60225)
	β_{15C} (Oc. Independiente)		-0.00003 (-1.98605)		-0.00003 (-1.92257)	-0.00003 (-2.03921)
	β_{15F} (Oc. Independiente)			-0.00162 (-0.85586)		-0.00178 (-0.92520)
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-2,277.6	-2,246.33	-2,277.79	-2,236.56	-2,226.3
	Likelihood ratio test	467.651	530.191	467.268	549.736	570.26
	Adjusted rho - square	0.0839	0.0964	0.0839	0.0963	0.0964
	# of parameters	23	23	23	33	43

Tabla A7. Modelos MVC con datos PD

	Parámetro	MVC1	MVC2	MVC3	MVC4	MVC5
Ctes. específicas alternativas	ASC1	0.13420 (1.00484)	0.00004 (0.00035)	0.18656 (1.36188)	0.09576 (0.66908)	0.00835 (0.05842)
	ASC2	-0.07938 (-0.83252)	-0.00006 (-0.00065)	-0.05251 (-0.54425)	-0.12839 (-1.15886)	-0.01127 (-0.10542)
	ASC3					
	ASC4	-0.02935 (-0.40628)	-0.00003 (-0.00038)	-0.01457 (-0.19932)	-0.04137 (-0.47332)	-0.00210 (-0.02446)
	ASC5	0.05963 (0.44834)	0.00002 (0.00017)	0.08999 (0.66146)	0.07065 (0.50556)	0.00440 (0.03207)
	ASC6	-0.44334 (-3.65892)	-0.00009 (-0.00081)	-0.43003 (-3.53240)	-0.32227 (-2.41412)	-0.01708 (-0.13771)
	ASC7	0.14757 (1.31854)	0.00002 (0.00008)	0.09783 (0.83528)	0.07677 (0.31377)	0.00404 (0.01677)
	ASC8	0.31890 (2.17724)	0.00001 (0.00007)	0.29331 (2.00765)	0.02708 (0.16804)	0.00149 (0.00987)
	ASC9	0.01002 (0.07528)	-0.00004 (-0.00030)	0.00268 (0.02017)	-0.14803 (-0.97899)	-0.00626 (-0.04275)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00438 (-1.31508)	-0.00276 (-6.15763)	-0.00236 (-5.18643)	-0.00592 (-1.47318)	-0.00325 (-2.63276)
	St. D. β_1	0.00592 (7.19250)			-0.00739 (-7.55898)	-0.00718 (-7.50906)
	β_2 (Costo)	-0.00004 (-8.54361)	-0.00013 (-1.56593)	-0.00004 (-8.49234)	-0.00016 (-1.96971)	-0.00011 (-4.54345)
	St. D. β_2		0.00018 (10.3568)		-0.00020 (-10.7774)	-0.00020 (-10.4197)
	β_3 (Frecuencia)	-0.00366 (-8.21114)	-0.00267 (-6.10282)	-0.00304 (-0.69052)	-0.00428 (-8.59396)	-0.00437 (-3.60285)
	St. D. β_3			0.00921 (6.25390)		-0.00707 (-7.24328)
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.87035 (11.8420)	0.00024 (0.00355)	0.89335 (11.9141)	1.00031 (12.3592)	0.04842 (0.65290)
	β_5 (N. Ser. Alto)	1.19238 (15.7693)	0.00102 (0.01455)	1.20960 (15.9801)	1.40261 (16.5446)	0.16356 (2.21175)
	β_{6T} (Sexo)	-0.00000 (-0.00585)			0.00073 (0.40851)	
	β_{6C} (Sexo)		0.00005 (1.58790)		0.00006 (1.79356)	
	β_{6F} (Sexo)			0.00122 (0.61712)		

Continuación Tabla A7

	Parámetro	MVC1	MVC2	MVC3	MVC4	MVC5
	β_{7T} (N. Ing. Medio)	-0.00112 (-0.69535)			-0.00048 (-0.24876)	-0.00041 (-0.26840)
	β_{7C} (N. Ing. Medio)		0.00007 (2.12002)		0.00008 (2.36542)	0.00003 (1.09392)
	β_{7F} (N. Ing. Medio)			0.00202 (0.94940)		0.00083 (0.53499)
	β_{8T} (N. Ing. Alto)	-0.00201 (-0.64753)			-0.00137 (-0.35710)	-0.00220 (-0.61777)
	β_{8C} (N. Ing. Alto)		0.00026 (4.51852)		0.00031 (4.04853)	0.00024 (3.90615)
	β_{8F} (N. Ing. Alto)			0.00891 (2.21060)		0.00318 (1.00035)
	β_{9T} (N. Frec. Medio)	-0.00452 (-1.49174)			-0.00238 (-0.65510)	-0.00283 (-0.82729)
	β_{9C} (N. Frec. Medio)		0.00018 (2.99992)		0.00020 (3.00113)	0.00017 (1.85775)
	β_{9F} (N. Frec. Medio)			0.00394 (1.04567)		-0.00106 (-0.31178)
	β_{10T} (N. Frec. Alto)	-0.00059 (-0.41421)			-0.00080 (-0.46799)	-0.00081 (-0.50845)
	β_{10C} (N. Frec. Alto)		0.00000 (0.25555)		0.00000 (0.06330)	-0.00000 (-0.18299)
	β_{10F} (N. Frec. Alto)			0.00105 (0.57056)		0.00154 (0.96745)
	β_{11T} (Int. Edad 1)	0.00389 (1.26214)			0.00529 (1.41674)	
	β_{11C} (Int. Edad 1)		0.00008 (1.16385)		0.00010 (1.30095)	
	β_{11F} (Int. Edad 1)			-0.00364 (-0.90403)		
	β_{12T} (Int. Edad 2)	0.00371 (1.43063)			0.00463 (1.47896)	
	β_{12C} (Int. Edad 2)		0.00004 (0.69651)		0.00006 (1.06388)	
	β_{12F} (Int. Edad 2)			-0.00392 (-1.15172)		
	β_{13T} (Oc. Estud)	-0.00159 (-0.52932)			-0.00295 (-0.80945)	
	β_{13C} (Oc. Estud)		-0.00007 (-0.86965)		-0.00010 (-1.28545)	

Continuación Tabla A7

	Parámetro	MVC1	MVC2	MVC3	MVC4	MVC5
	β_{13F} (Oc. Estud)			0.00220 (0.55836)		
	β_{14T} (Oc. Empleado)	-0.00137 (-0.51782)			-0.00253 (-0.78768)	
	β_{14C} (Oc. Empleado)		-0.00005 (-0.71941)		-0.00009 (-1.32597)	
	β_{14F} (Oc. Empleado)			0.00013 (0.03744)		
	β_{15T} (Oc. Independiente)	0.00318 (1.11721)			0.00272 (0.78915)	
	β_{15C} (Oc. Independiente)		-0.00007 (-0.91906)		-0.00008 (-1.15839)	
	β_{15F} (Oc. Independiente)			-0.00394 (-1.02357)		
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-1.8e+308	-2,278.65	-1.8e+308	-2,080.67	-2,195.24
	Likelihood ratio test	-1.#INF	465.5490	-1.#INF	861.5060	632.3660
	Adjusted rho - square	-7.2E+304	0.0831	-7.2E+304	0.1576	0.1147
	# of parameters	24	24	24	35	28

Tabla A8. Modelos MNL con datos PR

	Parámetro	MNL1	MNL2	MNL3	MNL4a	MNL4b	MNL5	MNL6
Ctes. específicas alternativas	ASC1	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	0.18381 (0.50897)	0.27161 (0.74851)	0.20849 (0.57502)
	ASC2	-0.96243 (-2.98125)	-0.81420 (-2.63126)	-0.76246 (-2.45557)	Fixed	-0.97380 (-2.81005)	-0.86714 (-2.50826)	-0.88598 (-2.56018)
	ASC3	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed
	ASC4	-0.25436 (-1.38895)	-0.23501 (-1.27297)	-0.24441 (-1.33157)	Fixed	-0.54998 (-2.67298)	-0.57873 (-2.74824)	-0.55918 (-2.70935)
	ASC5	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	0.51634 (1.44893)	0.50571 (1.41880)	0.51267 (1.43882)
	ASC6	-0.74005 (-1.93469)	-0.88660 (-2.25037)	-0.88756 (-2.25297)	Fixed	-0.89496 (-2.27197)	-0.89611 (-2.27568)	-0.89576 (-2.27475)
	ASC7	Fixed	Fixed	Fixed	-10.7644 (-0.25845)	-14.1509 (-0.26830)	-14.6293 (-0.14771)	-11.6498 (-0.36126)
	ASC8	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	-0.17134 (-0.49174)	-0.17623 (-0.50616)	-0.17403 (-0.49969)
	ASC9	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	-1.78437 (-3.32194)	-1.80646 (-3.43654)	-1.81948 (-3.43364)
tes de	β_1 (Tiempo)	-0.00428 (-0.65643)	-0.00586 (-0.91409)	-0.00872 (-1.27725)	-0.02679 (-3.02079)	-0.01675 (-1.74145)		
	St. D. β_1							
	β_{18} (Log. Tiempo)						-17.3596 (-2.06834)	-17.5267 (-2.07144)
	β_2 (Costo)	-0.00003 (-2.26259)			0.00002 (1.03821)	0.00004 (1.91156)		0.00004 (1.97669)
	St. D. β_2							
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)		-16.5025 (-3.04734)					
	β_{19} (Log. Costo)			-3.68359 (-3.34117)			3.79539 (1.92847)	
	β_3 (Frecuencia)	0.00185 (0.15954)	0.00334 (0.28972)	0.05576 (2.48384)	0.35709 (0.25722)	0.35669 (0.20295)	0.36384 (0.11021)	0.32074 (0.29847)
	St. D. β_3							
	β_6 (Sexo)				-0.43734 (-1.49382)	2.94204 (2.58400)		
	β_7 (N. Ing. Medio)				-0.47968 (-1.41226)	0.65639 (0.74569)		
	β_8 (N. Ing. Alto)				-0.95598 (-1.39403)	3.46208 (2.09040)		

Continuación Tabla A8

	Parámetro	MNL1	MNL2	MNL3	MNL4a	MNL4b	MNL5	MNL6
	β_9 (N. Frec. Medio)				-2.67777 (-2.53630)	9.66228 (0.18632)		
	β_{10} (N. Frec. Alto)				0.00256 (0.00908)	0.01670 (0.02080)		
	β_{11} (Int. Edad 1)				1.82170 (2.80040)			
	β_{12} (Int. Edad 2)				1.39463 (2.62865)			
	β_{13} (Oc. Estud)				-0.67587 (-1.07680)			
	β_{14} (Oc. Empleado)				-0.55993 (-1.01345)			
	β_{15} (Oc. Independiente)				-0.63530 (-1.05956)			
	β_{16} (C. Adicional)				0.00002 (0.84713)			
	β_{17} (T. Adicional)				-0.00219 (-0.56107)			
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-268.606	-266.063	-264.64	-245.588	-235.3590	-246.4030	-246.271
	Likelihood ratio test	29.6169	34.7028	37.5495	75.6527	96.1119	74.0235	74.2877
	Adjusted rho - square	0.0311	0.0401	0.0451	0.0770	0.1131	0.0918	0.0922
	# of parameters	6	6	6	16	16	11	11

Tabla A9. Modelos ML con datos PR

	Parámetro	ML1	ML2a	ML2b	ML3	ML4a	ML4b
Ctes. específicas alternativas	ASC1	0.000008 (0.000021)	Fixed	0.000008 (0.000021)	Fixed	0.00001 (0.00001)	0.000008 (0.000021)
	ASC2	-0.00002 (-0.00009)	Fixed	-0.00002 (-0.00009)	Fixed	-0.00002 (-0.00003)	-0.00002 (-0.00009)
	ASC3	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed	Fixed
	ASC4	-0.000008 (-0.000044)	Fixed	-0.000008 (-0.000044)	Fixed	0.000008 (0.000010)	-0.000008 (-0.000044)
	ASC5	0.00001 (0.00003)	Fixed	0.00001 (0.00003)	Fixed	0.00001 (0.00002)	0.00001 (0.00003)
	ASC6	-0.00001 (-0.00005)	Fixed	-0.00001 (-0.00005)	Fixed	-0.00001 (-0.00002)	-0.00001 (-0.00005)
	ASC7	-0.000001 (-0.000002)	Fixed	-0.000001 (-0.000000)	Fixed	-0.000002 (-0.000002)	-0.000001 (-0.000000)
	ASC8	0.000003 (0.000008)	Fixed	0.000003 (0.000008)	Fixed	0.000009 (0.000010)	0.000003 (0.000008)
	ASC9	-0.00001 (-0.00004)	Fixed	-0.00001 (-0.00004)	Fixed	-0.00001 (-0.00002)	-0.00001 (-0.00004)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00074 (-0.09918)	-0.00032 (-0.05758)	-0.00074 (-0.09919)	-0.00074 (-0.13572)	-0.00076 (-0.09997)	-0.00074 (-0.09919)
	St. D. β_1	0.000006 (0.000839)	0.000003 (0.000438)	0.000006 (0.000839)	0.000003 (0.000460)	0.000003 (0.000379)	0.000003 (0.000460)
	β_{18} (Log. Tiempo)						
	β_2 (Costo)	-0.00004 (-1.97469)	-0.00002 (-1.64354)	-0.00004 (-1.97467)	-0.00004 (-2.71825)	-0.00002 (-1.25900)	-0.00004 (-1.97764)
	St. D. β_2	-0.0000009 (-0.0289565)	-0.000001 (-0.050022)	-0.0000009 (-0.0289544)	-0.0000009 (-0.0299368)	-0.000001 (-0.058343)	-0.0000009 (-0.0299338)
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)						
	β_{19} (Log. Costo)						
	β_3 (Frecuencia)	0.00030 (0.01352)	0.00014 (0.01190)	0.00030 (0.01273)	0.00030 (0.02574)	0.00034 (0.01539)	0.00030 (0.01272)
	St. D. β_3				0.000002 (0)	0.000002 (0)	0.000002 (0)
	β_6 (Sexo)					0.000006 (0.000023)	0.000012 (0.000020)
	β_7 (N. Ing. Medio)		-0.000004 (-0.000016)	-0.000004 (-0.000007)		-0.00001 (-0.00003)	-0.000004 (-0.000007)
	β_8 (N. Ing. Alto)		-0.000001 (-0.000003)	0.000004 (0.000003)		-0.000004 (-0.000007)	0.000004 (0.000003)

Continuación Tabla A9

	Parámetro	ML1	ML2a	ML2b	ML3	ML4a	ML4b
Coeficientes de atributos	β_9 (N. Frec. Medio)		-0.000005 (-0.000010)	0.000006 (0.000004)		-0.00001 (-0.00002)	0.000006 (0.000004)
	β_{10} (N. Frec. Alto)		0.000001 (0.000005)	-0.000004 (-0.000007)		0.000003 (0.000013)	-0.000004 (-0.000007)
	β_{11} (Int. Edad 1)		0.00001 (0.00003)	0.000007 (0.000004)		0.00002 (0.00003)	0.000007 (0.000004)
	β_{12} (Int. Edad 2)		0.0000007 (0.0000023)	-0.000009 (-0.000006)		0.000001 (0.000003)	-0.000009 (-0.000006)
	β_{13} (Oc. Estud)			0.000004 (0.000001)		0.00002 (0.00003)	0.000004 (0.000001)
	β_{14} (Oc. Empleado)			-0.000004 (-0.000001)		-0.000003 (-0.000005)	-0.000004 (-0.000001)
	β_{15} (Oc. Independiente)			-0.000003 (-0.000001)		-0.000007 (-0.000011)	-0.000003 (-0.000001)
	β_{16} (C. Adicional)		0.00004 (1.72087)			0.00004 (1.62701)	
	β_{17} (T. Adicional)		0.00007 (0.02085)			0.00016 (0.04260)	
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-278.147	-273.816	-278.146	-278.148	-273.647	-278.147
	Likelihood ratio test	10.5363	19.1981	10.5368	10.5341	19.5349	10.5366
	Adjusted rho - square	-0.0273	-0.0120	-0.0696	-0.0026	-0.0573	-0.0661
	# of parameters	13	13	23	6	26	24

Tabla A10. Modelos MNL con datos PD - PR

	Parámetro	MNL1	MNL2	MNL3	MNL4a	MNL4b	MNL5	MNL6
Ctes. específicas alternativas	PD ASC1	0.03157 (0.81384)	0.02535 (0.47167)	0.00430 (0.41367)	-0.02337 (-0.12939)	0.08957 (0.92387)	0.00467 (0.42386)	0.03282 (0.84449)
	ASC2	-0.01568 (-0.64035)	-0.02071 (-0.48928)	-0.01092 (-0.57148)	-0.18648 (-0.89885)	-0.05690 (-0.82209)	-0.01186 (-0.60825)	-0.01932 (-0.73908)
	ASC3							
	ASC4	-0.01013 (-0.56845)	-0.00768 (-0.37488)	-0.00481 (-0.53311)	-0.19830 (-0.95827)	-0.03479 (-0.69206)	-0.00498 (-0.55532)	-0.01041 (-0.56374)
	ASC5	0.01138 (0.36435)	0.01163 (0.33052)	0.00190 (0.23250)	-0.15327 (-0.74613)	0.03132 (0.34827)	0.00222 (0.24746)	0.01244 (0.37352)
	ASC6	-0.10013 (-1.19995)	-0.09451 (-0.54697)	-0.02979 (-0.58950)	-0.47045 (-1.33658)	-0.24819 (-1.76617)	-0.03279 (-0.63063)	-0.10635 (-1.37987)
	ASC7	0.03103 (0.90323)	0.03938 (0.52803)	0.03156 (0.58887)	-0.08335 (-0.43156)	8.10119 (0.25344)	0.03414 (0.62939)	0.01715 (0.58295)
	ASC8	0.07237 (1.09733)	0.06842 (0.53639)	0.02939 (0.58683)	0.07405 (0.36186)	0.10284 (0.94566)	0.03205 (0.62717)	0.07393 (1.21743)
	ASC9	-0.00132 (-0.04554)	-0.01867 (-0.43543)	-0.01543 (-0.57276)	-0.19341 (-0.86271)	-0.02748 (-0.30867)	-0.01693 (-0.61033)	-0.00628 (-0.19896)
	PR ASC1	0.13838 (0.38541)	0.13056 (0.36373)	0.12721 (0.35506)	0.17375 (0.38338)	0.14644 (0.40611)	0.12701 (0.35449)	0.13813 (0.38514)
	ASC2	-1.01600 (-3.33471)	-1.03051 (-3.28300)	-1.07124 (-3.54418)	-0.88683 (-2.08339)	-0.93100 (-3.00703)	-1.07036 (-3.54122)	-1.04878 (-3.41752)
	ASC3							
	ASC4	-0.36612 (-1.93391)	-0.36604 (-1.89521)	-0.38614 (-2.04942)	-0.33564 (-0.92568)	-0.33653 (-1.76591)	-0.38590 (-2.04769)	-0.37325 (-1.97233)
	ASC5	0.57993 (1.62537)	0.58738 (1.64450)	0.57882 (1.62336)	0.56687 (1.19988)	0.59921 (1.67729)	0.57949 (1.62519)	0.58512 (1.64009)
	ASC6	-1.08920 (-2.85731)	-1.07798 (-2.83448)	-1.08336 (-2.84970)	-1.17173 (-2.56507)	-1.01898 (-2.65656)	-1.08265 (-2.84922)	-1.12853 (-2.93917)
	ASC7	-0.61262 (-2.07729)	-0.59884 (-1.77974)	-0.65109 (-2.20147)	-0.50994 (-1.35938)	7.39327 (0.23129)	-0.64839 (-2.18806)	-0.66152 (-2.25866)
	ASC8	0.08939 (0.25507)	0.07424 (0.21126)	0.08700 (0.24758)	0.05912 (0.12879)	-0.02652 (-0.07586)	0.08727 (0.24835)	0.07766 (0.22185)
	ASC9	-1.63803 (-3.39121)	-1.66478 (-3.29979)	-1.74692 (-3.66582)	-1.48386 (-2.63458)	-1.44982 (-2.93559)	-1.74408 (-3.66246)	-1.64308 (-3.41208)
Coeficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00044 (-1.22684)	-0.00040 (-0.54912)	-0.00010 (-0.58900)	-0.00130 (-1.49001)	-0.00135 (-2.01247)		
	St. D. β_1							
	β_{18} (Log. Tiempo)						-0.07226 (-0.63337)	-0.26733 (-1.45088)
	β_2 (Costo)	-0.000009 (-1.271663)			-0.00002 (-1.64485)	-0.00002 (-2.28941)		-0.00001 (-1.49036)

Continuación Tabla A10

	Parámetro	MNL1	MNL2	MNL3	MNL4a	MNL4b	MNL5	MNL6
Coeficientes de atributos	St. D. β_2							
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)		-3.42090 (-0.55364)					
	β_{19} (Log. Costo)			-0.09170 (-0.59438)			-0.10977 (-0.63691)	
	β_3 (Frecuencia)	-0.00079 (-1.25989)	-0.00073 (-0.55291)	-0.00018 (-0.59336)	-0.00233 (-1.53460)	-0.00239 (-2.14385)	-0.00020 (-0.63542)	-0.00083 (-1.47372)
	St. D. β_3							
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.18931 (1.26556)	0.17901 (0.55283)	0.04649 (0.59409)	0.56000 (1.53988)	0.56432 (2.17200)	0.05100 (0.63634)	0.20004 (1.48395)
	β_5 (N. Ser. Alto)	0.25769 (1.26860)	0.24360 (0.55305)	0.06367 (0.59440)	0.76334 (1.54313)	0.77089 (2.18584)	0.06949 (0.63671)	0.27313 (1.48862)
	β_6 (Sexo)				-0.00083 (-0.01192)	0.23130 (1.26250)		
	β_7 (N. Ing. Medio)				-0.15123 (-1.15636)	0.10256 (0.61463)		
	β_8 (N. Ing. Alto)				-0.24287 (-1.03647)	1.69724 (2.06499)		
	β_9 (N. Frec. Medio)				-0.46926 (-1.25098)	11.3297 (0.18883)		
	β_{10} (N. Frec. Alto)				0.01264 (0.19472)	-0.04507 (-0.34580)		
	β_{11} (Int. Edad 1)				0.07824 (0.43410)	-0.17723 (-0.28243)		
	β_{12} (Int. Edad 2)				0.27618 (1.15939)	0.28237 (0.49505)		
	β_{13} (Oc. Estud)				-0.19257 (-0.93905)	-8.03096 (-0.25120)		
	β_{14} (Oc. Empleado)				-0.29271 (-1.24620)	-8.93739 (-0.27949)		
	β_{15} (Oc. Independiente)				-0.28517 (-1.16775)	-9.70790 (-0.30347)		
	β_{16} (C. Adicional)				0.00002 (1.03300)			
	β_{17} (T. Adicional)				-0.00122 (-0.32991)			
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-2,545.25	-2,531.99	-2,564.67	-2,530.46	-2,450.97	-2,557.32	-2,540.41
	Likelihood ratio test	499.1850	525.7140	460.3520	528.7650	687.7430	475.0410	508.8650
	Adjusted rho – square	0.0814	0.0862	0.0745	0.0824	0.1116	0.0771	0.0832
	# of parameters	21	21	21	33	31	21	21

Tabla A11. Modelos ML con datos PD - PR

	Parámetro	ML1	ML2b	ML3	ML4a	ML4b
Ctes. específicas alternativas	PD ASC1	0.01575 (0.11360)	0.01580 (0.11400)	0.09422 (0.63947)	0.11938 (0.34654)	0.09385 (0.63758)
	ASC2	-0.02210 (-0.21348)	-0.02217 (-0.21419)	-0.10565 (-0.92439)	-0.07526 (-0.22564)	-0.10550 (-0.92402)
	ASC3					
	ASC4	-0.00560 (-0.06725)	-0.00561 (-0.06748)	-0.01760 (-0.19504)	0.01616 (0.04945)	-0.01753 (-0.19445)
	ASC5	0.00789 (0.05864)	0.00792 (0.05885)	0.06074 (0.42321)	0.08362 (0.23896)	0.06030 (0.42047)
	ASC6	-0.03319 (-0.26689)	-0.03331 (-0.26778)	-0.20458 (-1.55351)	-0.15430 (-0.42415)	-0.20348 (-1.54594)
	ASC7	0.00656 (0.02733)	0.00660 (0.00436)	0.04969 (0.20224)	0.05982 (0.14379)	0.04949 (0.02238)
	ASC8	0.00328 (0.02167)	0.00329 (0.02171)	0.01123 (0.07021)	0.04228 (0.11344)	0.01108 (0.06936)
	ASC9	-0.01199 (-0.08442)	-0.01204 (-0.08471)	-0.08031 (-0.51843)	-0.06229 (-0.17714)	-0.07976 (-0.51520)
	PR ASC1	0.00034 (0.00010)	0.00034 (0.00010)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	ASC2	-0.00132 (-0.00073)	-0.00133 (-0.00074)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	ASC3					
	ASC4	-0.00027 (-0.00016)	-0.00027 (-0.00016)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	ASC5	0.00051 (0.00015)	0.00051 (0.00015)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	ASC6	-0.00062 (-0.00023)	-0.00062 (-0.00024)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	ASC7	-0.00050 (-0.00021)	-0.00050 (-0.00018)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	ASC8	0.00023 (0.00007)	0.00024 (0.00007)	0 (0)	0 (0)	0 (0)
	ASC9	-0.00104 (-0.00047)	-0.00105 (-0.00048)	0 (0)	0 (0)	0 (0)

Continuación Tabla A11

	Parámetro	ML1	ML2b	ML3	ML4a	ML4b
Coefficientes de atributos	β_1 (Tiempo)	-0.00357 (-4.84485)	-0.00356 (-4.83675)	-0.00372 (-4.37235)	-0.00364 (-4.27679)	-0.00363 (-4.27913)
	St. D. β_1	-0.00651 (-7.42362)	-0.00650 (-7.41191)	-0.00831 (-8.13901)	-0.00836 (-8.16071)	-0.00834 (-8.11113)
	β_{18} (Log. Tiempo)					
	β_2 (Costo)	-0.00007 (-4.08603)	-0.00007 (-4.08422)	-0.00009 (-5.17069)	-0.00009 (-5.08315)	-0.00009 (-5.18132)
	St. D. β_2	0.00021 (10.9747)	0.00021 (8.14727)	-0.00023 (-11.2510)	-0.00023 (-11.1680)	-0.00022 (-8.87243)
	β_{20} (Rel. Costo / Ingreso)					
	β_{19} (Log. Costo)					
	β_3 (Frecuencia)	-0.00292 (-6.33562)	-0.00292 (-6.34077)	-0.00463 (-5.33718)	-0.00462 (-5.34135)	-0.00462 (-5.33846)
	St. D. β_3			-0.00838 (-8.09436)	-0.00838 (-8.11860)	-0.00835 (-8.03583)
	β_4 (N. Ser. Medio)	0.10308 (1.42283)	0.10352 (1.42886)	0.86279 (10.5382)	0.86729 (10.7233)	0.86217 (10.5200)
	β_5 (N. Ser. Alto)	0.30186 (4.15930)	0.30277 (4.17009)	1.23426 (14.6510)	1.23280 (14.7325)	1.22938 (14.5311)
	β_6 (Sexo)				0.12364 (0.95737)	
	β_7 (N. Ing. Medio)		-0.00724 (-0.01458)		-0.07166 (-0.49727)	-0.05052 (-0.09906)
	β_8 (N. Ing. Alto)		0.00682 (0.00673)		0.05120 (0.16074)	0.04998 (0.04876)
	β_9 (N. Frec. Medio)		0.01109 (0.01091)		-0.04623 (-0.17495)	0.08632 (0.08710)
	β_{10} (N. Frec. Alto)		-0.00462 (-0.01045)		0.10844 (0.85657)	-0.04339 (-0.09635)
	β_{11} (Int. Edad 1)				-0.04696 (-0.15993)	
	β_{12} (Int. Edad 2)				0.10975 (0.45137)	
	β_{13} (Oc. Estud)		0.01026 (0.00717)		0.01819 (0.05710)	0.07750 (0.03595)
	β_{14} (Oc. Empleado)		-0.00057 (-0.00039)		-0.10109 (-0.36841)	0.00321 (0.00148)

Continuación Tabla A11

	Parámetro	ML1	ML2b	ML3	ML4a	ML4b
	β_{15} (Oc. Independiente)		-0.00684 (-0.00427)		-0.06630 (-0.21902)	-0.05015 (-0.02175)
	β_{16} (C. Adicional)				0 (0)	
	β_{17} (T. Adicional)				0 (0)	
Prop. Modelo	Final Log Likelihood	-2484.59	-2484.17	-2067.7	-2062.87	-2066.25
	Likelihood ratio test	621	621	887	897	890
	Adjusted rho - square	0.1024	0.1001	0.1667	0.1639	0.1645
	# of parameters	23	30	24	36	31
	Unidentifiable model			Yes	Yes	Yes

Anexo 4. Test de razón de verosimilitud

Tabla A12. Test de razón de verosimilitud - Modelos con datos PD

TEST DE RAZÓN DE VEROSIMILITUD - MODELOS CON DATOS PD							
θ_{res}	$L(\theta_{res})$	θ	$L(\theta)$	# Restricciones	LR	$I^2_{r,\alpha}$	Conclusión
MNL1	-2287.78	MNL4	-2203.65	10	168.26	18.3070	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	ML1	-2226.98	2	121.6	5.9915	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	ML2	-2127.93	6	319.7	2.5916	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	ML3	-2067.70	3	440.16	7.8147	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	ML4	-2066.55	7	442.46	14.0671	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	ML5	-2262.00	1	51.56	3.8415	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	MVS1	-2277.60	10	20.36	18.3070	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	MVS2	-2246.33	10	82.9	18.3070	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	MVS3	-2277.79	10	19.98	18.3070	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	MVS4	-2236.56	20	102.44	31.4104	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	MVS5	-2226.30	30	122.96	43.7730	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	MVC2	-2278.65	11	18.26	19.6752	Modelo restringido OK
MNL1	-2287.78	MVC4	-2080.67	22	414.22	33.9245	Modelo restringido no OK
MNL1	-2287.78	MVC5	-2195.24	15	185.08	24.9958	Modelo restringido no OK
ML1	-2226.98	ML2	-2127.93	4	198.1	9.4877	Modelo restringido no OK
ML1	-2226.98	ML3	-2067.70	1	318.56	3.8415	Modelo restringido no OK
ML1	-2226.98	ML4	-2066.55	5	320.86	11.0705	Modelo restringido no OK
ML1	-2226.98	MVC4	-2080.67	20	292.62	31.4104	Modelo restringido no OK
ML1	-2226.98	MVC5	-2195.24	13	63.48	22.3620	Modelo restringido no OK
ML2	-2127.93	ML4	-2066.55	1	122.76	3.8415	Modelo restringido no OK
ML3	-2067.70	ML4	-2066.55	4	2.3	9.4877	Modelo restringido OK
ML3	-2067.70	MVC5	-2195.24	12	-255.08	21.0261	Modelo restringido OK
ML5	-2262.00	ML1	-2226.98	1	70.04	3.8415	Modelo restringido no OK
ML5	-2262.00	ML2	-2127.93	5	268.14	11.0705	Modelo restringido no OK
ML5	-2262.00	ML3	-2067.70	2	388.6	5.9915	Modelo restringido no OK
ML5	-2262.00	MVC4	-2080.67	21	362.66	32.6706	Modelo restringido no OK
ML5	-2262.00	MVC5	-2195.24	14	133.52	23.6848	Modelo restringido no OK
MVS1	-2277.60	MVS4	-2236.56	10	82.08	18.3070	Modelo restringido no OK
MVS1	-2277.60	MVS5	-2226.30	20	102.6	31.4104	Modelo restringido no OK
MVS1	-2277.60	MVC4	-2080.67	12	393.86	21.0261	Modelo restringido no OK
MVS2	-2246.33	MVS4	-2236.56	10	19.54	18.3070	Modelo restringido no OK
MVS2	-2246.33	MVS5	-2226.30	20	40.06	31.4104	Modelo restringido no OK
MVS2	-2246.33	MVC2	-2278.65	1	-64.64	3.8415	Modelo restringido OK
MVS2	-2246.33	MVC4	-2080.67	12	331.32	21.0261	Modelo restringido no OK
MVS3	-2277.79	MVS5	-2226.30	20	102.98	31.4104	Modelo restringido no OK
MVS4	-2236.56	MVC4	-2080.67	2	311.78	5.9915	Modelo restringido no OK
MVS4	-2236.56	MVS5	-2226.30	10	20.52	18.3070	Modelo restringido no OK
MVC2	-2278.65	MVC4	-2080.67	11	395.96	19.6752	Modelo restringido no OK

Tabla A13. Test de razón de verosimilitud - Modelos con datos PR

θ_{res}	$L(\theta_{\text{res}})$	θ	$L(\theta)$	# Restricciones	LR	$l^2_{r,\alpha}$	Conclusión
ML1	-278.15	ML2	-278.15	10	0.002	18.3070	Modelo restringido OK
ML1	-278.15	ML3	-278.15	1	0	3.8415	Modelo restringido OK
ML1	-278.15	ML4	-278.15	11	0	19.6752	Modelo restringido OK
ML2	-278.15	ML4	-278.15	1	-0.002	3.8415	Modelo restringido OK
ML3	-278.15	ML4	-278.15	9	0	16.9190	Modelo restringido OK

Tabla A14. Test de razón de verosimilitud - Modelos con datos PD - PR

θ_{res}	$L(\theta_{\text{res}})$	θ	$L(\theta)$	# Restricciones	LR	$l^2_{r,\alpha}$	Conclusión
MNL1	-2545.25	MNL4	-2450.97	10	188.56	18.3070	Modelo restringido no OK
MNL1	-2545.25	ML1	-2484.59	2	121.32	5.9915	Modelo restringido no OK
MNL1	-2545.25	ML2	-2484.17	9	122.16	16.9190	Modelo restringido no OK
ML1	-2484.59	ML2	-2484.17	7	0.84	14.0671	Modelo restringido OK