



Universidad de Concepción  
Dirección de Postgrado  
Facultad de Ingeniería -Programa de Magíster en Ciencias de la Ingeniería con Mención  
en Ingeniería Civil



**EL IMPACTO DE LAS VARIABLES DE PERSONALIDAD EN LA  
DECISION DE INVERSIÓN DE UN PROYECTO DE  
TRANSPORTE. UN ESTUDIO DE CASO EN CONCEPCIÓN**

Tesis para optar al grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería con  
Mención en Ingeniería Civil

ARNOLDO AMÉRICO TAPIA RIFFO  
CONCEPCIÓN-CHILE  
2016

Profesor Guía: Alejandro Tudela Román  
Dpto. de Ingeniería Civil, Facultad de Ingeniería  
Universidad de Concepción

## RESUMEN

El objetivo de este trabajo es estudiar el impacto de los factores de personalidad en la estimación de beneficios de un proyecto de transporte. Para lograr este objetivo, primero se estudia el impacto de incorporar las variables de personalidad en los modelos de elección de modo de transporte a través de la Teoría del Comportamiento Interpersonal de Triandis, que permite explicar la elección, representando más realísticamente el comportamiento del usuario. Posteriormente, se analizó el rol de estas variables en la decisión de inversión en un proyecto de transporte urbano. Esto último implica una modificación de la metodología de evaluación considerada por la normativa nacional, al considerar una demanda de transporte variable, permitiendo conocer de forma más precisa los posibles cambios en la demanda producto del proyecto bajo consideración.

Para analizar el rol de las variables de personalidad en los modelos de elección, se utilizó información recopilada a través de encuestas *ad-hoc*, aplicadas a los habitantes del sector Collao, Concepción. La información recolectada correspondió a medidas de afecto, actitud, factor social, hábito, además de información socioeconómica. La incorporación de variables de personalidad en los modelos de elección fue hecha a través de procedimientos simultáneos. En los modelos de elección se pudo integrar las variables actitud y hábito, en conjunto con variables socioeconómicas, a través de modelos MIMIC. En particular, el hábito logra una mejora de la calidad del modelo. Posteriormente, se estudia el impacto que tiene, en la estimación de la demanda, la incorporación de las variables de personalidad, en el marco de un proyecto orientado a favorecer el uso del transporte público en el sector Collao, Concepción.

Los resultados del estudio indican que los cambios en la demanda son menores que los arrojados al usar una demanda fija, propia de la metodología de evaluación vigente, y al pronosticar usando modelos clásicos. Como hay una demanda por transporte público menor que la presupuestada inicialmente, los indicadores de rentabilidad del proyecto se ven afectados negativamente. Esto se debe principalmente al hábito hacia el uso del automóvil, lo que hace que la utilización del transporte público sea menor, respecto de los pronósticos iniciales.

## AGRADECIMIENTOS

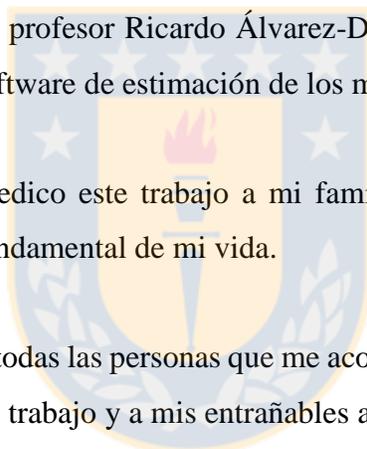
Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Programa de Financiamiento Basal para Centros de Excelencia FB-016.

Mis más sinceros agradecimientos al profesor Alejandro Tudela, guía y responsable de esta Tesis, quien me apoyo no solo en el transcurso del desarrollo de este trabajo, sino que también en gran parte mi formación profesional y que siempre tuvo la mejor de las disposiciones para ayudarme en la realización de esta Tesis. De igual modo agradezco al profesor Juan Antonio Carrasco y al profesor Tomás Echaveguren, quienes me ayudaron no solamente con ser parte de la comisión, sino que también a lo largo de toda mi estancia como estudiante del programa de magíster.

También, quisiera agradecer al profesor Ricardo Álvarez-Daziano, de la Universidad de Cornell, por la ayuda prestada con el software de estimación de los modelos híbridos.

Con especial dedicatoria, le dedico este trabajo a mi familia, en especial a mi madre y a mis hermanos, que forman parte fundamental de mi vida.

No puedo dejar de agradecer a todas las personas que me acompañaron a lo largo del desarrollo del Magíster: a mis compañeros de trabajo y a mis entrañables amigos.



**ÍNDICE DE CONTENIDOS**

<b>CAPÍTULO 1 INTRODUCCION.....</b>	<b>1</b>
1.1 Motivación.....	1
1.2 Hipótesis de trabajo .....	2
1.3 Objetivos.....	2
1.4 Metodología de trabajo.....	2
1.5 Principales resultados y conclusiones.....	3
1.6 Organización de la tesis .....	4
<b>CAPÍTULO 2 TEORÍA DE TRIANDIS Y MÉTODOS ESTADÍSTICOS .....</b>	<b>5</b>
2.1 Introducción.....	5
2.2 Teorías del comportamiento aplicados a los modelos de elección.....	5
2.3 Variables de personalidad en el desarrollo de la conducta.....	7
2.4 Medición de las variables de personalidad .....	12
2.5 Métodos estadísticos para analizar variables de personalidad .....	13
2.6 Conclusiones.....	14
<b>CAPÍTULO 3 MODELOS DE ELECCIÓN DISCRETA CON VARIABLES LATENTES</b>	<b>15</b>
3.1 Introducción.....	15
3.2 Inclusión de variables latentes en los modelos de elección discreta .....	15
3.3 Comportamiento del individuo ante una elección .....	16
3.4 Metodología de inclusión de variables latentes en modelos de elección .....	18
3.5 Consideraciones para la inclusión variables a los modelos de elección.....	22
3.6 Conclusiones.....	22
<b>CAPÍTULO 4 MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES .....</b>	<b>23</b>
4.1 Introducción.....	23
4.2 Consideraciones en las base de datos a utilizar .....	23
4.3 Consideraciones prácticas en la estimación de los modelos estructurales .....	24
4.4 Resultados de estimaciones modelos estructurales .....	25
4.5 Conclusiones.....	37

<b>CAPÍTULO 5 MODELOS DE ELECCIÓN DISCRETA .....</b>	<b>38</b>
5.1 Introducción.....	38
5.2 Atributos de las alternativas escogidas y disponibles.....	38
5.3 Estadísticos de las variables instrumentales de las alternativas disponibles .....	41
5.4 Modelación de la demanda de transporte .....	42
5.5 Modelo de elección con variables latentes .....	45
5.6 Otras formas incorporar variables de personalidad .....	49
5.7 Comparación estadística entre modelos .....	52
5.8 Consideración de modelos para la corrección de la demanda .....	54
5.9 Elasticidades .....	54
5.10 Conclusiones.....	56
<b>CAPÍTULO 6 ESTIMACIÓN DE BENEFICIOS AL INCORPORAR VARIABLES DE PERSONALIDAD .....</b>	<b>57</b>
6.1 Introducción.....	57
6.2 Proyecto “Mejoramiento Par Vial Collao-General Novoa” .....	57
6.3 Demanda de transporte .....	58
6.4 Etapas desarrolladas del proyecto.....	59
6.5 Etapa de ingeniería de detalle.....	60
6.6 Consideraciones realizadas en la evaluación de proyectos de transporte urbano.....	61
6.7 Metodología de evaluación de proyectos de transporte urbano .....	61
6.8 Corrección de la demanda al incorporar variables de personalidad .....	62
6.9 Resultados corrección de la demanda.....	65
6.10 Corrección de beneficios y evaluación social.....	67
6.11 Consideraciones en la metodología de corrección .....	69
6.12 Conclusiones.....	71
<b>CAPÍTULO 7 CONCLUSIONES .....</b>	<b>72</b>
<b>REFERENCIAS .....</b>	<b>75</b>

<b>ANEXOS .....</b>	<b>83</b>
ANEXO 2.1 Métodos estadísticos para analizar variables de personalidad.....	83
ANEXO 3.1 Consideraciones para la inclusión variables a los modelos de elección .....	97
ANEXO 4.1 Descripción de las bases de datos usadas .....	104
ANEXO 4.2 Resultados modelos de ecuaciones estructurales.....	125
ANEXO 5.1 Estadísticos de las variables instrumentales de las alternativas disponibles .....	138
ANEXO 5.2 Modelación de la demanda de transporte.....	139
ANEXO 5.3 Otras formas incorporar variables de personalidad .....	145
ANEXO 5.4 Fiabilidad del indicador FPR.....	146
ANEXO 6.1 Ubicación de encuestados y zonificación.....	148
ANEXO 6.2 Corrección de la demanda al incorporar variables de personalidad .....	149
ANEXO 6.3 Proporciones de corrección de la demanda por modelo de elección.....	150
ANEXO 6.4 Consumos de costos de operación por corrección de la demanda.....	152



**ÍNDICE DE TABLAS**

Tabla 2.1	Métodos de medición de variables de personalidad .....	13
Tabla 3.1	Notación usada para los modelos híbridos de elección .....	19
Tabla 4.1	Estimaciones realizadas a través de los SEM.....	25
Tabla 4.2	Resumen resultados modelos estructurales según teorías de personalidad-actitud...26	
Tabla 4.3	Resumen resultados modelos estructurales según teorías de personalidad-afecto ....27	
Tabla 4.4	Resumen resultados modelos estructurales, afecto modo alternativo .....	28
Tabla 4.5	Resumen resultados SEM según teorías de personalidad-norma social y rol .....	29
Tabla 4.6	Comparación resultados modelos afecto modo escogido y modo alternativo .....	30
Tabla 4.7	Bases de datos y variables de personalidad consideradas según valores promedios	30
Tabla 4.8	Resultados modelos estructurales según valores promedios .....	31
Tabla 4.9	Resultados actitud MIMIC con variables socioeconómicas.....	33
Tabla 4.10	Resultados afecto MIMIC con variables socioeconómicas.....	34
Tabla 4.11	Resultados afecto modo alternativo MIMIC con variables socioeconómicas .....	36
Tabla 4.12	Resultados rol y norma social MIMIC con variables socioeconómicas .....	36
Tabla 5.1	Velocidades de caminata según rangos etarios (MTT, 2003) .....	40
Tabla 5.2	Funciones de utilidad y especificaciones de los modelos Logit.....	42
Tabla 5.3	Modelos de elección discreta solo con niveles de servicio. ....	43
Tabla 5.4	Modelos de elección discreta con niveles de servicio y factor de escalamiento .....	45
Tabla 5.5	Funciones de utilidad que incluye a todas las variables de personalidad estimadas.	47
Tabla 5.6	Resultados modelos de elección con variables de personalidad .....	48
Tabla 5.7	Resultados Modelos de elección otras especificaciones. ....	51
Tabla 5.8	Variación marginal del atributo del hábito por modelos .....	52
Tabla 5.9	Resultados comparación estadística de modelos.....	53
Tabla 5.9	Resultados indicador FPR modelos estimados.....	53
Tabla 5.10	Comparación de modelos elección.....	54
Tabla 5.10	Elasticidades respecto al costo, tiempo de viaje y hábito. Base Collao. ....	56
Tabla 6.1	Viajes considerados en vehículos privados y transporte Público (SECTRA, 2011).	59
Tabla 6.2	Indicadores de Rentabilidad Proyecto Collao Novoa (SECTRA, 2011).....	59
Tabla 6.3	Presupuesto proyecto “Mejoramiento Par Vial Collao-Novoa” (SERVIU, 2015) ...	60

Tabla 6.4	Indicadores de rentabilidad “Mejoramiento Par Vial Collao-Novoa” (SERVIU, 2015)	60
Tabla 6.5	Consideraciones a la evaluación de proyectos de transporte (MDS, 2013)	61
Tabla 6.6	Demanda final modelos de demanda año 2015. Situación base (viajes/h)	66
Tabla 6.7	Demanda final modelos de demanda año 2015. Situación con proyecto (viajes/h)	66
Tabla 6.8	Demanda final modelos de demanda año 2020. Situación base (viajes/h)	66
Tabla 6.9	Demanda final modelos de demanda año 2020. Situación con proyecto (viajes/h)	66
Tabla 6.10	Tiempos de viaje totales según modelos de elección (veh/h/h)	67
Tabla 6.11	Diferencias entre los consumos de tiempo de viaje total (veh/h/h)	67
Tabla 6.12	Beneficios tiempo de viaje según corrección de la demanda (MM\$/año)	68
Tabla 6.13	Beneficios consumo de combustible según corrección de la demanda (MM\$/año)	68
Tabla 6.14	Beneficios otros costos de operación según corrección de la demanda (MM\$/año)	68
Tabla 6.15	Indicadores de rentabilidad según distintos modelos de demanda	69
Tabla 6.16	Cantidad de encuestados por zona	70
Tabla A.2.1	Notación usada para la modelación estructural	85
Tabla A.2.2	Medidas de bondad de ajuste de los modelos estructurales	96
Tabla A.4.1	Resumen de las características de las bases de datos consideradas	104
Tabla A.4.2	Resumen de variables socioeconómicas por base de datos	105
Tabla A.4.3	Prueba de normalidad y homocedasticidad variables socioeconómicas	107
Tabla A.4.4	Prueba de Kruskal Wallis Variables Socioeconómicas	108
Tabla A.4.5	Partición modal por modo escogido por base de datos	108
Tabla A.4.6	Partición modal por modo disponible por base de datos	109
Tabla A.4.7	Relaciones estadísticas entre el modo escogido, rango etario y género	112
Tabla A.4.8	Rango de Ingresos por base de datos	113
Tabla A.4.9	Análisis de contingencia ingreso personal y modos escogidos base UdeC	114
Tabla A.4.10	Análisis de contingencia ingreso familiar y modos escogidos base UdeC	115
Tabla A.4.11	Análisis de contingencia ingreso personal y modos escogidos base Collao	116
Tabla A.4.12	Análisis de contingencia ingreso familiar y modos escogidos base Collao	116
Tabla A.4.13	Análisis contingencia ingreso personal y modos escogidos base Completa	117
Tabla A.4.14	Análisis contingencia ingreso personal y modos escogidos base Completa	118
Tabla A.4.15	Frecuencia de la ocupación de los encuestados	119

Tabla A.4.16 Rango etario y ocupación de los encuestados .....	119
Tabla A.4.17 Relaciones estadísticas entre la ocupación del encuestado y tipo de modo .....	120
Tabla A.4.18 Tasa de motorización por base de datos .....	121
Tabla A.4.19 Relación estadística entre la tasa de motorización y tipo de modo escogido.....	122
Tabla A.4.20 Relación estadística entre la disponibilidad de auto y tasa de motorización.....	122
Tabla A.4.21 Relación estadística entre el ingreso personal y la tasa de motorización .....	123
Tabla A.4.22 Relación estadística entre el ingreso familiar y la tasa de motorización.....	124
Tabla A.4.23 Modelo estructural actitud según teoría de Triandis .....	125
Tabla A.4.24 Modelo estructural afecto modo escogido según teoría de Triandis .....	126
Tabla A.4.25 Modelo estructural afecto modo alternativo según teoría de Triandis .....	127
Tabla A.4.26 Norma social y rol según teoría de Triandis.....	128
Tabla A.4.27 Conducta según teoría de Triandis .....	130
Tabla A.4.28 Conducta sin factor social, según teoría de Triandis .....	131
Tabla A.4.29 Modelo actitud con variables socioeconómicas .....	132
Tabla A.4.30 Modelo afecto modo escogido con variables socioeconómicas .....	134
Tabla A.4.31 Modelo afecto modo alternativo con variables socioeconómicas .....	135
Tabla A.4.32 Modelo afecto modo alternativo con variables socioeconómicas .....	136
Tabla A.5.1 Análisis descriptivo datos recolectados en el sector Collao .....	138
Tabla A.5.2 Modelo de elección clásico con costo .....	139
Tabla A.5.3 Modelo de elección clásico costo segmentado.....	139
Tabla A.5.4 Modelo de elección clásico inclusión tasa de motorización.....	140
Tabla A.5.5 Modelo de elección clásico inclusión tasa de motorización y edad .....	140
Tabla A.5.6 Modelo de elección clásico transformación Box-Cox costo de viaje .....	140
Tabla A.5.7 Modelo de elección clásico jerárquico .....	141
Tabla A.5.8 Test LR modelos clásicos de elección.....	141
Tabla A.5.9 Modelo de elección con factor de escala y costo de viaje.....	141
Tabla A.5.10 Modelo de elección con factor de escala y tasa de motorización.....	142
Tabla A.5.11 Modelo de elección con factor de escala, tasa de motorización y edad .....	142
Tabla A.5.12 Modelo de elección con factor de escala y segmentación costo por ingreso .....	143
Tabla A.5.13 Modelo de elección con factor de escala y logit jerárquico .....	143
Tabla A.5.14 Modelo de elección con factor de escala y Box-Cox costo.....	144

Tabla A.5.15 Test LR modelos clásicos de elección con factor de escala .....	144
Tabla A.5.16 Modelos de elección con variables de personalidad-otras especificaciones .....	145
Tabla A.5.17 Indicadores adicionales al FPR .....	147
Tabla A.6.1 Viajes por modo de transporte y por modelo de elección año 2015 situación base .....	150
Tabla A.6.2 Proporción de viajes por modelo de elección año 2015 situación base .....	150
Tabla A.6.3 Viajes por modo y por modelo de elección año 2015 situación con proyecto .....	150
Tabla A.6.4 Proporción de viajes por modelo de elección año 2015 situación con proyecto....	150
Tabla A.6.5 Viajes por modo y por modelo de elección año 2020 situación base.....	151
Tabla A.6.6 Proporción de viajes por modelo de elección año 2020 situación base .....	151
Tabla A.6.7 Viajes por modo y por modelo de elección año 2020 situación con proyecto .....	151
Tabla A.6.8 Proporción de viajes por modelo de elección año 2020 situación con proyecto....	151
Tabla A.6.9 Consumo de costos de operación modelo de demanda clásico 2015 .....	152
Tabla A.6.10 Consumo de costos de operación modelo de demanda clásico 2020 .....	152
Tabla A.6.11 Consumo de costos de operación modelo de demanda actitud y hábito 2015 .....	153
Tabla A.6.12 Consumo de costos de operación modelo de demanda actitud y hábito 2020 .....	153
Tabla A.6.13 Consumo de costos de operación modelo de demanda actitud <i>mimic</i> y hábito 2015 .....	154
Tabla A.6.14 Consumo de costos de operación modelo de demanda actitud <i>mimic</i> y hábito 2020 .....	154
Tabla A.6.15 Corriente de beneficios modelo de demanda clásico .....	155
Tabla A.6.16 Corriente de beneficios modelo de demanda actitud y hábito.....	156
Tabla A.6.17 Corriente de beneficios modelo de demanda actitud <i>mimic</i> y hábito.....	157

**ÍNDICE DE FIGURAS**

Figura 2.1	Teoría del comportamiento interpersonal de Triandis (adaptado de Jackson, 2004).	7
Figura 2.2	Esquema de actitud, principio de expectativa-valor para los distintos modos. ....	8
Figura 2.3	Esquema de formación de la norma social y el rol .....	9
Figura 2.4	Esquema de formación del autoconcepto .....	10
Figura 2.5	Esquema de formación del afecto. ....	11
Figura 3.1	Modelo de elección según la teoría de utilidad (Ben-Akiva <i>et al.</i> , 1999).....	16
Figura 3.2	Modelo híbrido de elección (Bolduc y Daziano, 2010).....	17
Figura 3.3	Metodología de estimación simultánea (Ben-Akiva <i>et al.</i> , 1999).....	20
Figura 5.1	Modelo híbrido de la actitud y el hábito .....	47
Figura 5.2	Modelo híbrido actitud MIMIC y hábito .....	50
Figura 6.1	Área de estudio proyecto “Par Vial Collao-General Novoa” (SECTRA, 2011) .....	58
Figura 6.2	Metodología actual de evaluación de proyectos de transporte .....	62
Figura 6.3	Incorporación de cambios en la demanda en la evaluación de proyectos.....	63
Figura A.2.1	Relaciones usuales en un modelo estructural.....	86
Figura A.2.2	Modelo factorial confirmatorio (adaptado de Manzano y Zamora, 2009).....	87
Figura A.2.3	Análisis factorial de 2° orden (adaptado de Weston y Gore, 2006).....	88
Figura A.2.4	Ejemplo de modelo <i>mimic</i> (adaptado de Zambrano y Zamora, 2009).....	89
Figura A.2.5	Modelo estructural general (adaptado de Bagozzi y Yi, 2011).....	90
Figura A.2.6	Esquema de los pasos a seguir para la modelación SEM. ....	91
Figura A.3.1	Ejemplo de modelo logit jerárquico para la estimación simultánea .....	102
Figura A.4.1	Rango etario y género base de datos UdeC.....	109
Figura A.4.2	Rango etario y género base de datos Collao .....	110
Figura A.4.3	Rango etario y género base de datos Completa .....	111
Figura A.6.1	Ubicación de los encuestados, zonificación y red vial del área de estudio.....	148
Figura A.6.2	Esquema de proceso de corrección de la demanda .....	149

## **CAPÍTULO 1      INTRODUCCIÓN**

### **1.1 Motivación**

El aumento del uso del automóvil ha generado serios impactos negativos. Estos impactos, tales como la polución, congestión, entre otros, deterioran la calidad de vida de la población. Estos impactos han motivado el desarrollo de medidas de gestión de la demanda, que buscan modificar la partición modal, reduciendo el uso de modos como el automóvil. El impacto de estas medidas usualmente se evalúa con modelos de elección que consideran atributos instrumentales y de contexto. Sin embargo, se ha mostrado que los atributos de personalidad también podrían influir en la elección de modo. Esto provoca que, al no considerar estos atributos al evaluar medidas de gestión de la demanda, la predicción de los viajes pueda diferir aún más respecto de la realidad.

En efecto, la conducta en la elección de modo puede ser detonada por factores personales (afecto, actitud, social, entre otros), habituales, socio-demográficos (ingreso, ocupación, etc.), contextuales (propósito del viaje, etc.) y los niveles de servicio de los diversos modos (costo, tiempo, etc.). Todos estos aspectos deberían ser incorporados en un modelo predictivo, para poder explicar y predecir la conducta observada. Las variables asociadas a los factores de personalidad son conocidas como latentes, ya que sólo se pueden capturar de forma indirecta.

Por otro lado, algunas medidas orientadas a favorecer a modos más sustentables son sometidas a una evaluación social para analizar la factibilidad de éstas; en el caso de Chile, el Estado tiene una metodología de evaluación social para los proyectos de transporte urbano. Sin embargo, usualmente estos proyectos se evalúan a nivel táctico, considerando que la demanda es fija para cada modo bajo consideración. Por lo tanto, sería interesante estudiar cómo los cambios en la partición modal, considerando factores de personalidad, impactan en la evaluación económica de un proyecto de transporte.

El objetivo de este trabajo es analizar el rol de los factores de personalidad en el proceso de elección de modo, estudiando su impacto en la evaluación de un proyecto de transporte. Para incorporar estos factores en el análisis se utiliza la Teoría de Triandis, la que señala que la conducta es el

resultado de la interacción entre la intención, el hábito y las condiciones contextuales. La intención, a su vez, depende de la actitud, afecto y factores sociales.

## **1.2 Hipótesis de trabajo**

La hipótesis principal de este trabajo se plantea mediante la siguiente pregunta:

¿Es la evaluación de proyectos de transporte sensible a la incorporación de factores de personalidad?

## **1.3 Objetivos**

### **1.3.1 Objetivo general**

Evaluar el impacto de la incorporación de variables de personalidad en la estimación de los beneficios que genera un proyecto de transporte.

### **1.3.2 Objetivos específicos**

- Estudiar el rol de las variables de personalidad sobre la elección de modo, a través del enfoque de ecuaciones estructurales, según las relaciones expresadas por la teoría de Triandis, utilizando información recolectada en el sector Collao, Concepción, en los años 2011 y 2012.
- Estimar diversas especificaciones de modelos de demanda que incorporen variables de personalidad, comparando sus resultados con los modelos clásicos de estimación de la partición modal.
- Ajustar la metodología de evaluación vigente que permita incorporar una demanda variable, que es sensible a los factores de personalidad.
- Estudiar el impacto de las variables de personalidad en los indicadores de rentabilidad social de un proyecto de transporte en el sector Collao.

## **1.4 Metodología de trabajo**

En este trabajo se realizó una revisión bibliográfica sobre la teoría de Triandis, con énfasis en las variables de personalidad que la conforman, identificando las posibles relaciones entre ellas. Estos antecedentes permitieron estimar modelos de elección con variables instrumentales, socio-demográficas y de personalidad, a través de un enfoque de ecuaciones estructurales. La información utilizada provino de encuestas realizadas en el sector Collao, Concepción, en los años 2011-2012.

El uso de los resultados anteriores requirió modificar la metodología de evaluación social, en el marco de un proyecto de transporte que se construirá en el sector Collao, Concepción, orientado a favorecer el transporte público. La modificación estuvo orientada a permitir una partición modal variable, para así analizar cómo cambian los beneficios y los indicadores de rentabilidad social del proyecto en cuestión, al incorporar los atributos de personalidad.

### **1.5 Principales resultados y conclusiones**

Al modelar la elección modal incorporando la teoría de Triandis, a través de ecuaciones estructurales, destaca el rol de los factores contextuales y la actitud en la conducta. En el primer caso se observa que son los factores contextuales los que tienen un impacto negativo en la conducta, aunque algunos de ellos tienen poca relevancia, como es el tiempo de espera. En el caso de la actitud, se observa una relación negativa entre la evaluación del automóvil y los otros modos de transporte. Esto se puede deber a que los encuestados otorgaron una mayor relevancia al viaje en automóvil.

También se estimaron modelos estructurales que integran directamente variables socioeconómicas, los que en su mayoría presentaron una mejora en su ajuste. Esto ocurre especialmente en el caso del afecto, donde se encontró una relación positiva entre las variables socioeconómicas y las emociones que experimenta el individuo al escoger un modo de transporte. Los mejores modelos fueron aquellos que incluyeron sólo a la actitud y al hábito, permitiendo mejorar el ajuste, respecto a los modelos más clásicos.

Al aplicar los modelos anteriores a un proyecto que favorece el uso del transporte público, se observó que los indicadores de rentabilidad se ven alterados. Al comparar la evaluación original

con aquella producto del uso de un modelo de partición modal clásico (sin variables de personalidad), se observó que el nuevo VAN es mayor que el original, con un aumento en la rentabilidad. Esto se debe a que se produce un aumento en la demanda por transporte público, lo que repercute en un alza de los beneficios.

Cuando se corrigen los resultados de la evaluación del proyecto, según los resultados del modelo de demanda que incluye la actitud y al hábito, se obtuvo que los indicadores de rentabilidad son más conservadores. Este resultado pondría en duda el paso del proyecto a ejecución, debido a la variabilidad que pueden experimentar tanto los beneficios como los costos del proyecto. Por lo tanto, la incorporación de variables de personalidad podría afectar el resultado del proceso de toma de decisiones en materia de inversiones de transporte.

## **1.6 Organización de la tesis**

Esta tesis se compone de siete capítulos. En el Segundo Capítulo describe la teoría de Triandis y sus componentes, y el marco teórico que describe el uso de las variables de personalidad para describir el comportamiento detrás de la elección. Se incluye, además, los métodos estadísticos que permiten trabajar con estas variables. En el Capítulo Tres, se describen los modelos de elección discreta y los métodos de estimación cuando se incorporan variables de personalidad, mientras que en el Capítulo Cuatro se reportan las estimaciones de los modelos de ecuaciones estructurales para las distintas relaciones en el marco de la teoría de Triandis. En el Capítulo Cinco se entregan los resultados de estimación simultánea de los modelos de elección discreta. En el Capítulo Seis se describe el proyecto bajo estudio, las proyecciones de la demanda al incorporar los factores de personalidad y su impacto en los indicadores de rentabilidad social. Finalmente, en el último capítulo se presentan las principales conclusiones y las líneas futuras de investigación.

## CAPÍTULO 2 TEORÍA DE TRIANDIS Y MÉTODOS ESTADÍSTICOS

### 2.1 Introducción

Usualmente el comportamiento detrás del proceso de elección, expresado a través de los modelos de elección discreta, no dependen solamente de los atributos de cada alternativa, ya que se ha mostrado empíricamente que, al elegir un modo de transporte considerando sólo los atributos asociados a cada alternativa, no es suficiente para explicar este proceso. Por esta razón, incluir factores de personalidad del individuo como las actitudes y emociones, ayudan a representar el comportamiento detrás de la elección de modo de transporte de forma más realista. Esto último, requiere de una teoría del comportamiento individual que puede explicar este comportamiento.

En este capítulo se analizan las distintas teorías que representan el comportamiento detrás de la elección y los distintos factores de personalidad que forman parte de estas teorías, con especial énfasis en la Teoría del Comportamiento Interpersonal de Triandis y se explica el porqué de su elección. También se realiza una breve descripción de los componentes de esta teoría, los métodos de medición y los métodos estadísticos que permiten trabajar con estas variables.

### 2.2 Teorías del comportamiento aplicados a los modelos de elección

En la psicología social se considera que las actitudes, definidas como la respuesta conductual, que un individuo tiene hacia un objeto (Gärling *et al.*, 1998; Ben Akiva *et al.*, 1999; Anable y Gatersleben, 2005), es importante para predecir el comportamiento de un individuo, ya que se espera de éste, una relación causa-efecto. Estas respuestas son del tipo evaluativas y basadas en información conductual, cognitiva y afectiva, que el individuo percibe de un objeto. Sin embargo, no siempre existe una relación causa-efecto entre la actitud y el comportamiento hacia un objeto, ya que existen factores externos e internos que influyen en el individuo y que lo llevan a comportarse de manera distinta a lo esperado. Por este motivo, no existe una teoría que explique satisfactoriamente la relación entre la actitud y el comportamiento. Sin embargo, Halpern *et al.* (2004) realiza una clasificación de teorías de personalidad, basadas en niveles de influencia que tienen cada una en la relación actitud-comportamiento. Esta clasificación es:

- Teorías basadas en el individuo: Considera características propias de la persona.
- Teorías basadas en las relaciones interpersonales: Incluyen las redes sociales que pueda tener el individuo.
- Teorías basadas en las relaciones comunitarias: Estas involucran las instituciones o estructuras de una sociedad o comunidad en la que se insertan los individuos.

Como interesa explicar el comportamiento del individuo detrás del proceso de elección, se buscaron teorías *ad hoc* basadas en éste. En este proceso de búsqueda, en la psicología social existen varias teorías que intentan explicar la relación entre la actitud y el comportamiento, como son las Fishbein y Ajzen (1975), Schwartz (2012) y Triandis (1977), pero esta última resulta ser más completa al momento de explicar el comportamiento individual.

La Teoría del Comportamiento Interpersonal de Triandis (TCI) sostiene que la intención es determinante en la conducta observada. La principal diferencia de esta teoría respecto a otras, es que considera que el comportamiento pasado influye en la conducta del individuo, lo que puede provocar que la decisión deja de ser deliberada y son “los hábitos” las variables que intermedian en el comportamiento. Es decir, cuanto más habitual sea la conducta, menor será su relación con la intención (Triandis, 1977). Además, tanto la intención como el hábito están afectadas por las condiciones facilitadoras. Las relaciones entre la intención, el comportamiento habitual y las condiciones facilitadoras, en la formación de la conducta, se muestran en la Figura 2.1.

En la TCI, como se muestra en la Figura 2.1, la intención posee tres tipos de antecedentes:

- Actitudes: Corresponden a la valoración y expectativa sobre el resultado de una conducta.
- Factores sociales: Incluyen normas, roles y autoconcepto.
- Factores afectivos: Determinados por las respuestas emocionales ante un estímulo.

La TCI define relaciones entre las variables, identificando aquellas que son independientes y dependientes. La TCI permite que la actitud, los factores sociales y afectivos estén relacionados.

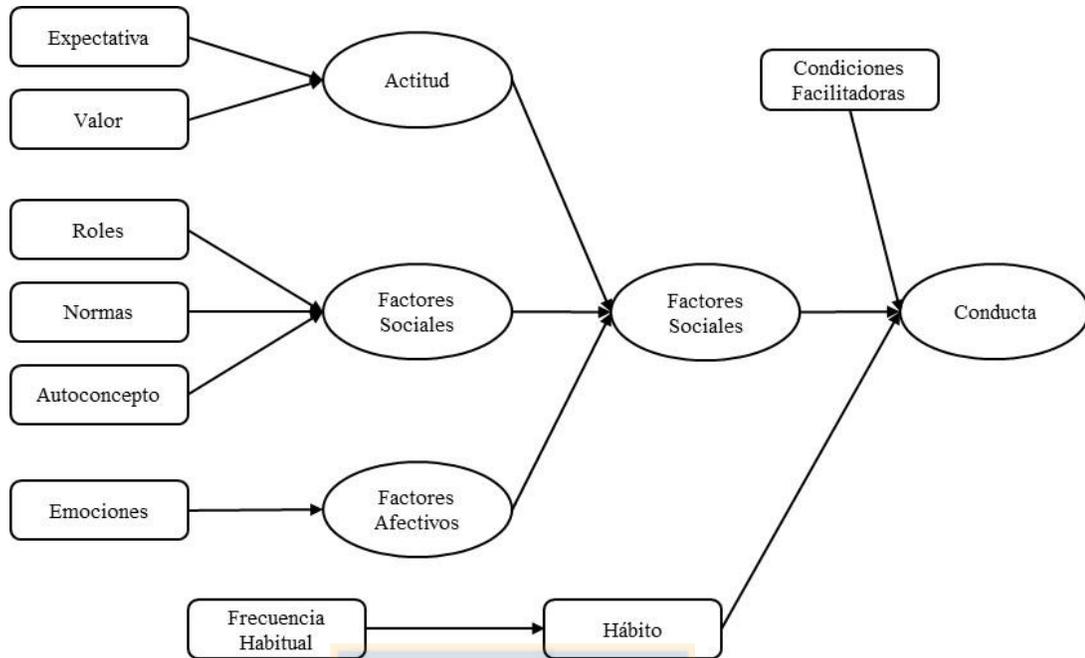


Figura 2.1 Teoría del comportamiento interpersonal de Triandis (adaptado de Jackson, 2004).

Como se observa en la Figura 2.1, estas variables se relacionan directamente con la intención. La consideración del comportamiento frecuente y las condiciones facilitadoras, hacen que la TCI sea más completa que otras teorías del comportamiento social, tales como la teoría de la acción razonada (Fishbein y Ajzen, 1975) o del comportamiento planificado (Ajzen, 1991).

### 2.3 Variables de personalidad en el desarrollo de la conducta

Como la elección de un modo de transporte es una expresión del comportamiento observado en un individuo, a continuación se describen las variables de personalidad que la afectarían, en el marco de la TCI.

#### 2.3.1 Actitud

Se define como una evaluación de algún aspecto del mundo social y se realiza hacia cualquier objeto almacenado en la memoria (Baron y Byrne, 2005). Las actitudes se basan en las creencias sobre las consecuencias provocadas por un comportamiento y en la importancia que se le otorga a dichas consecuencias. Este principio se llama Expectativa-Valor (Reeve, 1994), donde la actitud

es el producto entre la creencia acerca del resultado de una conducta (expectativa) y la importancia que se le otorga a este resultado (valor).

La actitud ha sido modelada según el principio de la Expectativa-Valor (Reeve, 1994), siendo medida para los distintos modos de transporte en escala ordinal. La Figura 2.2 muestra un diagrama de esta modelación.

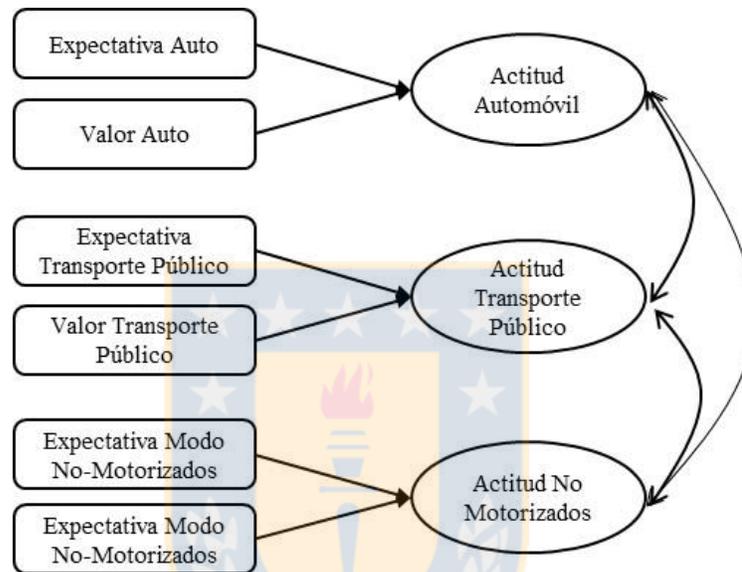


Figura 2.2 Esquema de actitud, principio de expectativa-valor para los distintos modos.

### 2.3.2 Factores sociales

Los factores sociales corresponden principalmente a la influencia que el entorno social tiene en el comportamiento psicosocial. Es decir, estos factores se refieren a las formas en que los individuos ven su lugar en la sociedad, y como lo ven a éste los demás. En la teoría de Triandis, destacan tres factores, los que se detallan a continuación:

#### i. Rol

Se refiere al comportamiento esperado del individuo según su posición social, denominado *status*. Este comportamiento es acorde con ciertas normas de conducta (Padilla, 2003). Cuando el individuo hace uso de sus derechos y cumple sus deberes según el *status* que posee, ejerce su rol. El rol que ejerza el individuo es consecuencia de la cultura, factores sociales y económicos.

## ii. Norma Social

Es el comportamiento que un individuo debe tener según lo que un grupo social, al cual pertenece, considera adecuado. Es decir, es la percepción que un individuo tenga de las presiones sociales para realizar o no cierta conducta (Saiz, 2008).

Los principios de la norma social y rol usados en este trabajo y aplicados a la teoría de Triandis, constan de los siguientes indicadores, postulados por Bamberg *et al.* (2003), y medidos en escala ordinal. La Figura 2.3 muestra un diagrama de la modelación de estas variables.

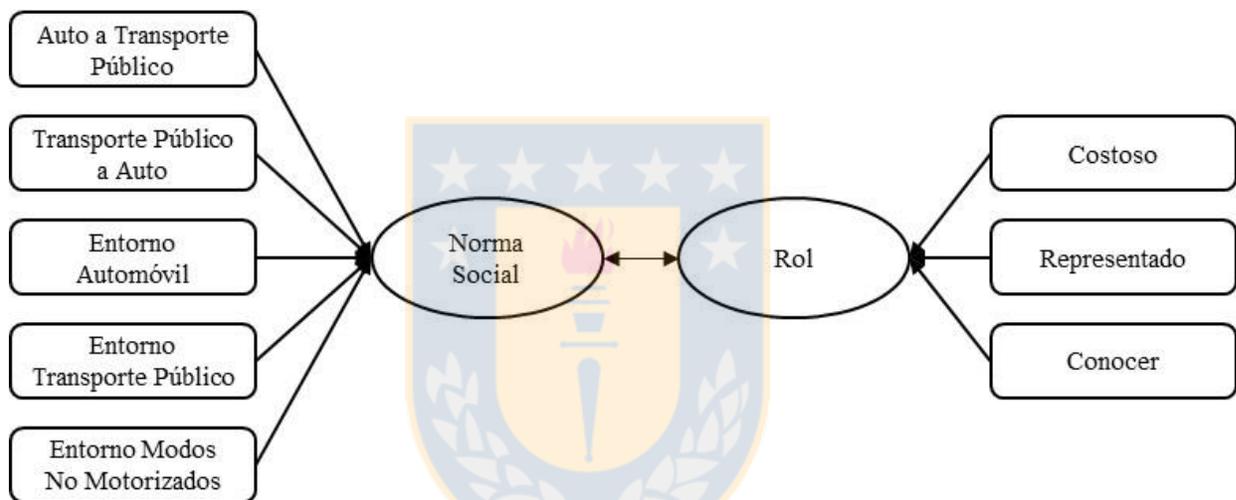


Figura 2.3 Esquema de formación de la norma social y el rol

## iii. Autoconcepto

Es la percepción que tiene el individuo de sí mismo. Esta percepción de sí mismo, es cómo el individuo se comporta hacia su entorno (Pappalettera y Kepic, 2005). El autoconcepto que utiliza la teoría de Triandis es el autoconcepto social, que es la percepción que el individuo tiene de cómo se desempeña en las relaciones sociales, que depende de la red social del sujeto y las cualidades que el individuo considera importantes en las relaciones interpersonales (Pappalettera y Kepic, 2005). Estas componentes, tienen influencia en la elección del modo, ya que esto se traduce en la necesidad de realizar el viaje y por ende, escoger un modo para realizar tal propósito.

El autoconcepto, medido a través del diferencial semántico de Osgood (Osgood *et al.*, 1976), se basa en el trabajo de La Rosa (1991), que postula un espacio semántico formado por tres dimensiones, las que se muestran en la Figura 2.4.

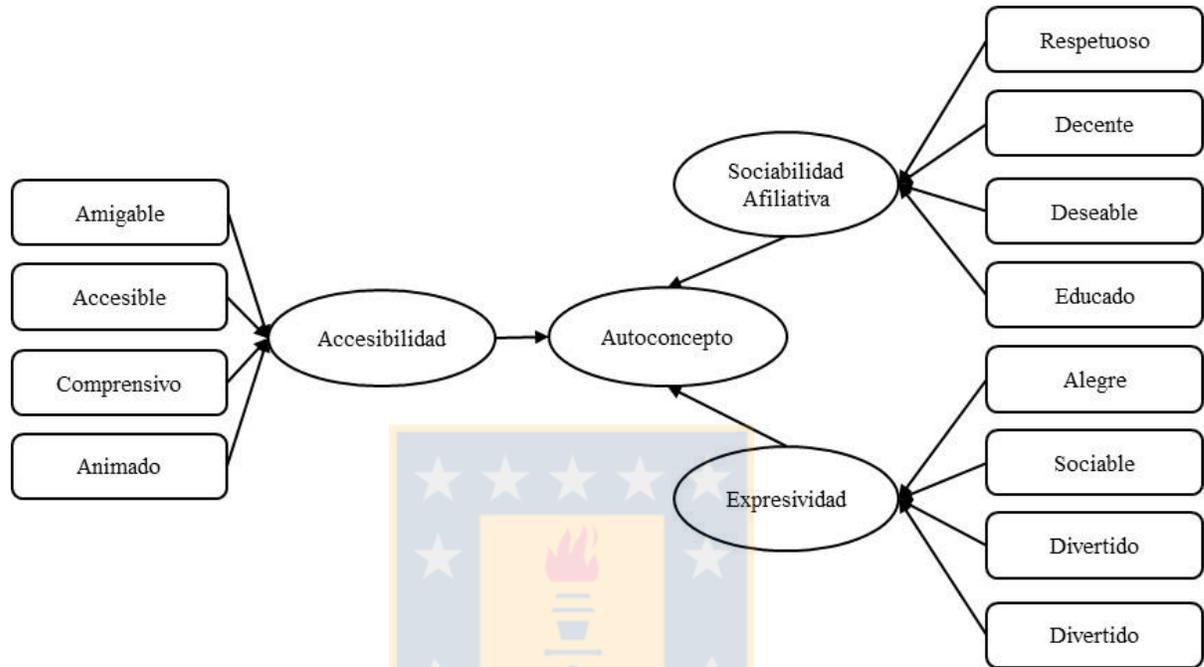


Figura 2.4 Esquema de formación del autoconcepto

La dimensión sociabilidad afiliativa se refiere a la buena impresión que los usuarios perciben tener. La dimensión expresividad indica la fuerza con que el individuo manifiesta sus emociones al entorno. Por último, la dimensión accesibilidad guarda relación con el trato cordial que el individuo percibe tener hacia su entorno.

### 2.3.3 Factores afectivos

Corresponden a aquellos que afectan a las respuestas del tipo emocional ante una toma de decisión. Estas respuestas tienen implicancia en que la toma de decisiones se realiza parcialmente de forma inconsciente. Algunas emociones, como la tensión, el control, la libertad, entre otras, dependen del contexto que el individuo experimente (Gärling *et al.*, 1998). Estos factores están gobernados por respuestas en la conducta del tipo instintiva.

La influencia de los factores afectivos en la elección de modo se ha evidenciado empíricamente a través del afecto hacia cierto modo de transporte, como por ejemplo, el vínculo afectivo que algunas personas tienen con su automóvil (Lois *et al.*, 2009). También el viaje evoca emociones como el estrés, entusiasmo, placer, entre otros (Anable y Gatersleben, 2005).

La medición del afecto hacia un modo de transporte, se basa en el trabajo de Corraliza (1987), que postula que el espacio semántico que forma el afecto está formado por cuatro dimensiones, las que se muestran en la Figura 2.5.

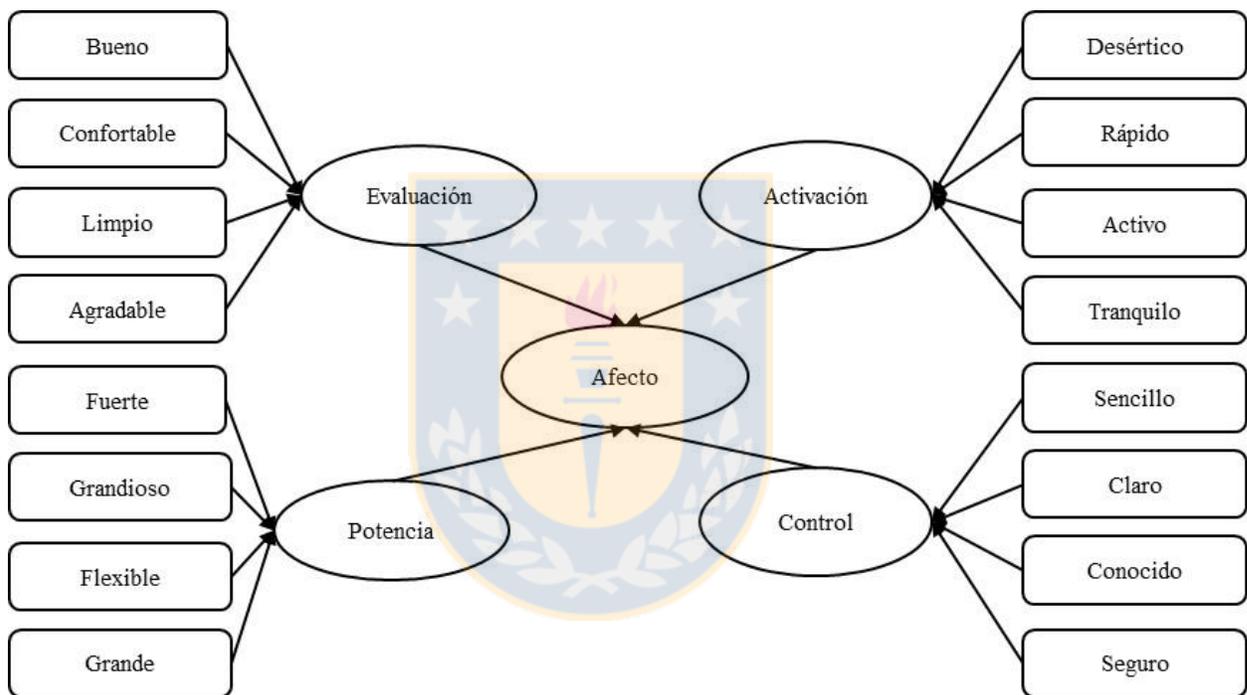


Figura 2.5 Esquema de formación del afecto.

La dimensión evaluativa se asocia a un juicio de valor con respecto al concepto u objeto evaluado. Es un factor determinante en el significado, ya que se asocia a la respuesta hacia el objeto evaluado. La dimensión potencia hace referencia a la fuerza que el concepto u objeto representa en el individuo. La dimensión activación relaciona los conceptos que guardan relación con el nivel de actividad del individuo. Por último, la dimensión control se relaciona a las libertades y restricciones que expresa el individuo hacia el objeto evaluado.

### 2.3.4 Hábito

Es un comportamiento realizado varias veces, de manera que tiende a repetirse sin una deliberación previa y sin dar espacio a considerar un comportamiento alternativo distinto al realizado. También puede definirse como una predisposición a actuar de cierta manera y mientras más frecuente sea, ésta deja de ser deliberada (Bamberg *et al.*, 2003).

Para que el hábito se manifiesta, la conducta debe realizarse muchas veces, pero una vez formada, existen grandes resistencias para modificarlo. El hábito se manifiesta en alternativas simples, lo que hace difícil el cambio de conducta (Verplanken *et al.*, 1994) y se desarrolla en un contexto estable.

La importancia del hábito en la elección de modo se refleja en que éste, tiende a fijar una cierta conducta. Es decir, el hábito ejerce una resistencia para cambiar la conducta lo que, por ejemplo, reduce la posibilidad de un cambio del modo de viaje (Bamberg *et al.*, 2003). Por esta razón, los comportamientos habituales son difíciles de cambiar (UK Department for Transport, 2006).

### 2.3.5 Condiciones facilitadoras

Estas condiciones son aquellas que, dada su existencia, ayudan al desarrollo de un comportamiento y su presencia provoca que la intención se convierta en acción (Triandis, 1977).

Estas condiciones están fuera del control del individuo y en el contexto de la elección de modo, corresponden principalmente a los atributos de los distintos modos de transporte, condiciones socioeconómicas y el contexto del viaje. Estas condiciones también pueden ser internas al individuo, por ejemplo, su capacidad, su estado de incitación, entre otras.

## 2.4 Medición de las variables de personalidad

Para incorporar las variables de personalidad en los modelos de elección es necesario medirlas adecuadamente, lo que requiere de instrumentos de medición que capturen las características de éstas. Esto se realiza debido a la naturaleza de estas variables, que no se pueden medir directamente.

Este tipo de variables se conoce como *variables latentes*. Por ello, estos instrumentos tratan de capturar el efecto que genera estas variables en el comportamiento, más que la variable en sí. Esto último se realizó a través de una encuesta *ad-hoc*.

Los métodos de medición, aplicados a través de encuestas, junto con la referencia para mayor información se resumen en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1 Métodos de medición de variables de personalidad

<b>Variables de Personalidad</b>	<b>Apoyo Teórico</b>	<b>Método de medición</b>
Actitud	Reeve, 1994	Escala de Likert de 5 puntos (Likert, 1934)
Norma Social	Bamberg y Schmidt (2003)	
Rol	Bamberg y Schmidt (2003)	
Autoconcepto	La Rosa (1991)	Diferencial semántico de Osgood de 7 puntos (Osgood <i>et al.</i> , 1976)
Valoración afectiva	Corraliza (1987)	
Hábito	Verplanken (1994)	Cuestionario de respuesta-frecuencia de Verplanken

Estos métodos de medición fueron escogidos debido a que pueden capturar de mejor forma las variables de personalidad utilizadas en este trabajo y los datos recolectados pueden ser usados para la estimación de diversos modelos de elección. Adicionalmente, los factores contextuales, tales como el tiempo de viaje, costo, información socioeconómica y el contexto del viaje, fueron preguntados de forma directa al encuestado.

## 2.5 Métodos estadísticos para analizar variables de personalidad

En esta sección se mencionan brevemente los métodos estadísticos que permiten trabajar con las variables de personalidad, con el objetivo de obtener relaciones entre el modo escogido y otras variables de diversa índole, con los indicadores de las variables de personalidad, para posteriormente obtener los valores esperados de estas variables se ingresarlos a los modelos de elección. La razón para recurrir a estos métodos estadísticos es debido a que las variables de personalidad pertenecen a un tipo de variables denominadas *latentes*, que tienen por característica principal que estas no se pueden observar directamente sino que son inferidas a través de otras variables observadas a través de métodos estadísticos.

Uno de los métodos estadísticos corresponde al análisis factorial, que se utiliza para analizar las relaciones observadas entre un conjunto de variables y ayuda a la construcción de nuevos conceptos y teorías (Hair *et al.*, 1999). De este método, se puede derivar los modelos de ecuaciones estructurales o SEM (*Structural Equations Modelling* por sus siglas en inglés), que combinan diversas técnicas de reducción de variables y permite analizar, de forma simultánea, una serie de relaciones de dependencia y representar conceptos no observados (Manzano y Zamora (2009); Weston y Gore (2006) y Hair *et al.*, 1999). Más información sobre los modelos de ecuaciones estructurales se halla en Anexo 2.1.

Por último, es importante conocer *a priori*, las relaciones entre las variables de personalidad y si se comportan de acuerdo a la teoría establecida. En este trabajo se utilizan principalmente métodos no-paramétricos, debido a la naturaleza de éstas variables (Hair *et al.*, 1999).

## 2.6 Conclusiones

En este capítulo se revisó la Teoría del Comportamiento Interpersonal de Triandis (TCI), que integra variables actitudinales, sociales, afectivas y habituales, que conjuntamente con las condiciones facilitadoras, ayudan a entender de mejor manera el comportamiento, detrás del proceso de elección de modo de transporte.

También se analizó las variables que conforman la TCI, analizando el rol que cumplen en la teoría y su efecto en el proceso de elección de modo. La TCI posee una estructura adecuada para este trabajo, ya que puede tratar las variables que son dependientes e independientes a la vez, además de permitir la interacción entre la intención y la conducta.

Por último, se ha expuesto brevemente los métodos del tipo estadístico que permitirán trabajar con las variables de personalidad. El análisis factorial permite analizar las posibles relaciones entre los datos disponibles, agrupando las variables en factores comunes. Los SEM van un poco más allá, permitiendo distintas estructuras de relación, que corroboran relaciones propuestas *a priori* o por una teoría. Además, se utilizan otros métodos estadísticos que ayudan a que estas variables puedan ser incorporadas a los modelos de elección de transporte, de forma de estudiar su impacto en el comportamiento de los individuos.

## CAPÍTULO 3 MODELOS DE ELECCIÓN DISCRETA CON VARIABLES LATENTES

### 3.1 Introducción

En este capítulo se realiza una breve descripción sobre los modelos de elección discreta usados en esta investigación, presentando el marco teórico y metodológico que permite incorporar las variables de personalidad a los modelos de elección discreta, además de destacar la utilidad de seguir este marco en términos de un mejoramiento en la estimación. Posteriormente se presentan los métodos de estimación de modelos que permiten incorporar variables de personalidad. Adicionalmente, en este capítulo se analizará como estimar modelos de elección discreta cuando se tienen datos de distintas poblaciones.

A continuación, se describe los distintos métodos de estimación y diversas formas funcionales, que puedan tratar de forma adecuada a todos los datos, con énfasis en la inclusión de los factores de personalidad que se consideran en este trabajo.

### 3.2 Inclusión de variables latentes en los modelos de elección discreta

Muchos estudios sobre el comportamiento de los individuos ante una elección, han corroborado que la inclusión de variables de carácter psicológico o latente, conduce a una representación más realista del comportamiento en el proceso de elección (Ben-Akiva *et al.*, 1999). El siguiente paso fue desarrollar una metodología que fuera capaz de integrar estas variables a los modelos de elección. Sin embargo, muchos modelos estadísticos lo han incorporado de manera errónea, no observándose un efecto claro de estas variables latentes.

Debido a esto, es que algunos investigadores (Ben-Akiva *et al.*, 1999; Walker, 2001) proponen un marco metodológico, que indican como incorporar de manera correcta estas variables latentes en los modelos de elección discreta y proponen distintas metodologías de estimación de modelos de elección incorporando estas variables.

Lo anterior se debe a que tradicionalmente, los modelos de elección discreta, han representado este comportamiento como una caja negra (Walker, 2001), donde las variables de entrada son los

atributos de las alternativas disponibles y las características del individuo y la variable de salida es la elección observada. El proceso es una caja negra debido a que implícitamente se asume que se conoce el funcionamiento interno de esta caja a través del modelo. Esto pasa en los modelos de elección discreta, que se derivan de la teoría de la utilidad aleatoria, ya que no modelan la formación de actitudes y percepciones. La Figura 3.1 muestra el marco del modelo de elección, según la utilidad aleatoria, además de mostrar la simbología a usar en este capítulo.

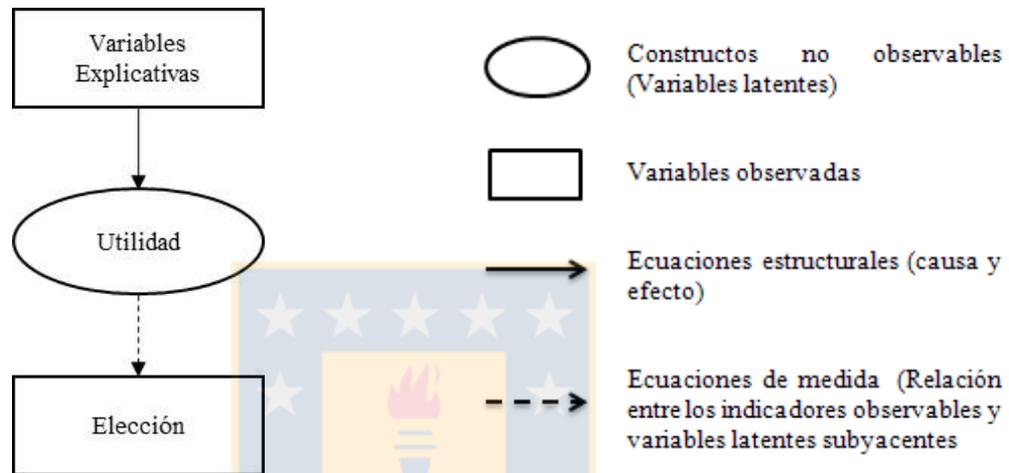


Figura 3.1 Modelo de elección según la teoría de utilidad (Ben-Akiva *et al.*, 1999)

Para tratar de conocer el funcionamiento interno de esta caja negra, muchos investigadores destacan la importancia del funcionamiento cognitivo dentro de la caja negra, por lo que se trata de modelar este funcionamiento, a través de la incorporación explícita de las variables latentes, tales como las actitudes y percepciones (Ben-Akiva *et al.*, 1999).

### 3.3 Comportamiento del individuo ante una elección

Para analizar el marco teórico de inclusión de variables latentes en los modelos de elección, es importante saber cómo es el comportamiento de un individuo ante una elección. Ben-Akiva y Boccara (1987) presentaron un marco conceptual que explica, en términos de factores latentes, información acerca del comportamiento de un individuo ante una elección, donde esta es obtenida a través de preferencias declaradas (PD) o preferencias reveladas (PR). Posteriormente este marco sufrió modificaciones, a fin de incluir aspectos que aportaran mayor información acerca del comportamiento de los individuos ante una elección, como la heterogeneidad de los individuos,

que se expresa a través de una estructura más flexible de la componente de error, combinación de preferencias reveladas (PR) y declaradas (PD), clases de variables latente según diversos segmentos de mercado y la integración de constructos latentes en un modelo integrado. La inclusión de variables o clases latentes en los modelos de elección, se denomina comúnmente *modelo híbrido de elección* (Bolduc y Daziano, 2010). Este marco se presenta en la Figura 3.2.

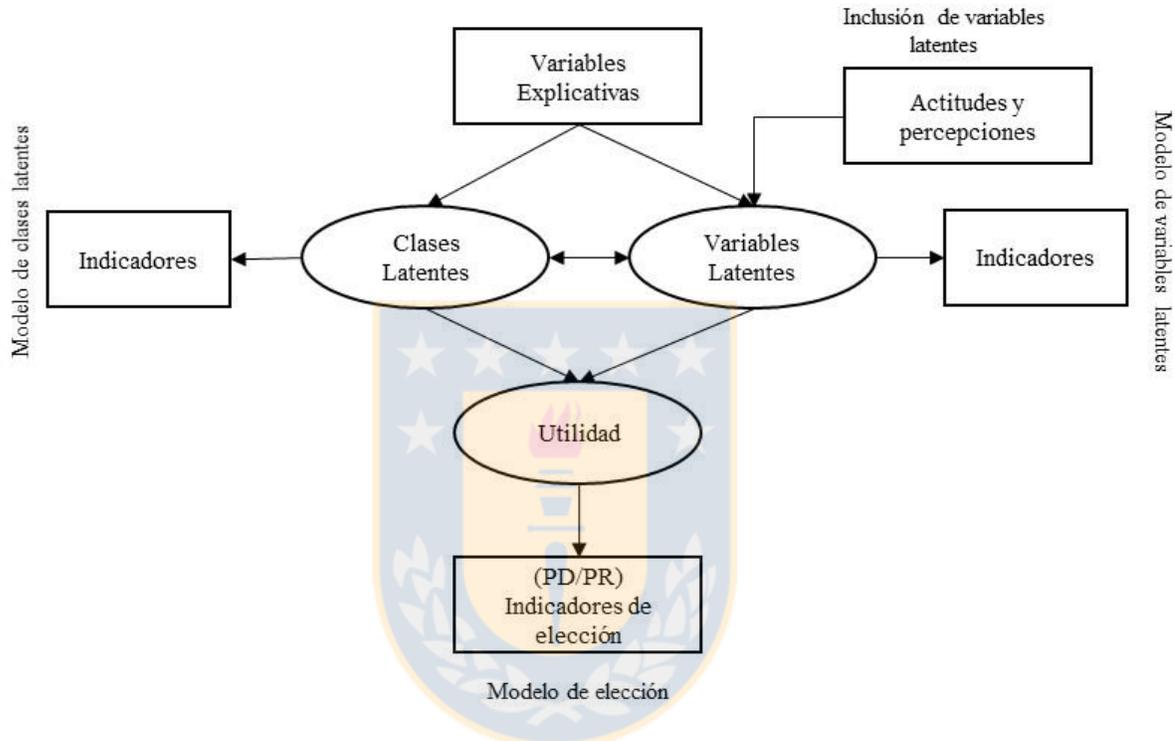


Figura 3.2 Modelo híbrido de elección (Bolduc y Daziano, 2010)

En esta figura, se observa que tanto la actitud como la percepción son características claves que subyacen en el comportamiento. Como estas características no son observables, son representados a través de los constructos latentes. Así, estas características, en conjunto con las variables explicativas observables, afectan al individuo en su proceso de elección (Walker, 2001).

La importancia de la actitud y la percepción, radica principalmente en sus características. La actitud toma en cuenta las necesidades del individuo y permiten explicar la heterogeneidad individual que no es observable, como es la variación de gustos (Ben-Akiva *et al.*, 1999). La percepción es fundamentalmente, la creencia que tiene el individuo en los niveles de las variables explicativas,

por ejemplo, la creencia que el un modo de transporte es más seguro que otro. Las percepciones permiten explicar la parte aleatoria de la función de utilidad (Walker, 2001).

Cabe señalar que también las preferencia de los individuos, traducido desde los modelos de utilidad, se supone que es una variable latente, ya que las preferencias de los individuos puede variar en diferentes contextos y ser afectado por muchas causas, como por ejemplo los factores socioeconómicos (Gärling y Friman, 1998).

### **3.4 Metodología de inclusión de variables latentes en modelos de elección**

Se han propuesto varias formas de incluir estas variables latentes que logren modelar el comportamiento cognitivo, donde se destacan dos, que generan estimaciones consistentes y de cierta forma logran explicar este comportamiento. Estas dos formas son las estimaciones secuenciales y simultáneas, donde está última se detalla más adelante.

El objetivo de la metodología presentada a continuación, es de analizar conceptos no observables, como son las variables latentes e integrarlas en un modelo de elección discreta. Esta metodología está especialmente diseñada para incorporar indicadores de las variables latentes a analizar, que son medidas a través de encuestas, que miden de forma indirecta el efecto de la variable latente (Escala de Likert, Diferencial Semántico de Osgood) y que son utilizadas en esta investigación.

#### **3.4.1 Notación, componentes y especificación de la metodología**

La notación que a continuación se presenta, es la usual que se utiliza en modelos híbridos de elección (Ben-Akiva *et al.*, 1999). Esta simbología es común tanto para la estimación secuencial como simultánea. La Tabla 3.1, muestra la notación que es utilizada en esta investigación.

El marco donde se inserta el modelo integrado se componen de dos partes: Un modelo de variables latentes y un modelo de elección. Estos modelos cuentan con ecuaciones estructurales y ecuaciones de medición en el modelo de variables latentes.

Tabla 3.1 Notación usada para los modelos híbridos de elección

Descripción	Simbología
Características del individuo n-esimo	$S_n$
Atributos de la alternativa i para el individuo n-esimo	$Z_{in}$
Características latentes del individuo n-esimo	$S_n^*$
Atributos latentes de la alternativa i, como lo percibe el individuo	$Z_{in}^*$
Variables observadas (características del individuo n-esimo y atributos de la alternativa i)	$X$
Variables latentes (características latentes del individuo n-esimo y atributos latentes de la alternativa i)	$X^*$
Indicadores de las variables latentes	$I$
Indicadores de las características del individuo	$I_{S_n}$
Indicadores de los atributos de la alternativa i	$I_{Z_i}$
Utilidad de la alternativa i	$U_i$
Indicador de alternativas (1 si la alternativa i se escoge, 0 en otro caso)	$y_i$
Parámetros desconocidos (coeficientes a estimar)	$\alpha, \beta, \gamma$
Términos aleatorios del error	$\eta, \varepsilon, v$
Covarianzas de los términos aleatorios de error	$\Sigma, \sigma$
Distribución genérica	$D$

### 3.4.2 Estimación simultánea

Esta metodología a diferencia de la metodología secuencial, estima de forma conjunta los parámetros de las variables latentes y las variables instrumentales pertenecientes al modelo de elección discreta, a través de la maximización de la verosimilitud de la probabilidad condicionada (Bolduc y Daziano, 2010). Esto provoca que los estimadores no estén sesgados y no subestima las desviaciones de los parámetros. Ya que las variables latentes no son observadas, es necesario integrar sobre la distribución de los errores, además, si se quiere que el modelo sea identificable, se debe utilizar la información obtenida a través de los indicadores de las variables latentes. Debido a que los indicadores son el efecto observado de las variables latentes, estos son endógenos a estas y por lo tanto no son variables explicativas. En términos matemáticos, la estimación simultánea implica trabajar de forma conjunta con las ecuaciones:

$$X^* = h(X; \gamma) + \eta \quad \eta \sim D(0, \Sigma_\eta), \tag{3.1}$$

$$I = g(X, X^*; \alpha) + v \quad v \sim D(0, \Sigma_v), \tag{3.2}$$

donde,  $X^*$  representa la variable latente e  $I$  se describen como los indicadores. La ecuación anterior representan los modelos estructurales que se estiman de forma conjunta con el modelo de elección. El marco metodológico de esta estimación, se muestra en la Figura 3.3.

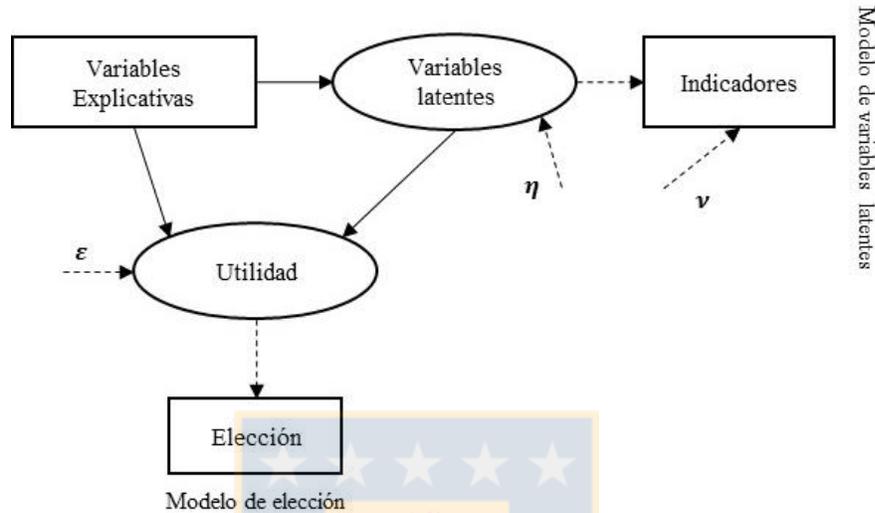


Figura 3.3 Metodología de estimación simultánea (Ben-Akiva *et al.*, 1999)

Esta estimación, resuelve de forma simultánea el modelo de variables latentes y el modelo de elección, donde el primero se puede expresar matemáticamente como:

$$I_{rn} = \alpha_{1r}X_{1n}^* + \dots + \alpha_{lr}X_{ln}^* + u_{rn}, \tag{3.3}$$

donde,  $I_{rn}$  para el indicador  $r$  y para el usuario  $n$  es función de las variables latentes a utilizar y  $\alpha$  son denominados factores de carga, que es la contribución de la variable latente en el indicador. En el caso de la estimación simultánea, se considera que la representación de las variables latentes debe ser de forma econométrica a través de los modelos de elección. Así, para el usuario  $n$  y alternativa  $i$ , la función de utilidad indirecta será:

$$U_{in} = \beta_0 + \beta_1X_{1n} + \dots + \beta_kX_{kn} + \gamma_1X_{1n}^* + \dots + \gamma_lX_{ln}^* + \varepsilon_{in}, \tag{3.4}$$

donde habrá  $k + 1$  variables instrumentales y  $l$  variables latentes, en este caso de carácter psicológico. Para estimar un modelo de elección discreta con variables latentes de forma simultánea, se utiliza la máxima verosimilitud simulada, el cual se puede expresar mediante:

$$l(\Theta; y|X) = f(\Theta; y_1, \dots, y_N|X), \tag{3.5}$$

donde  $\Theta$  es el vector de parámetros del modelo de elección,  $N$  es el tamaño muestral,  $X$  es el vector de atributos y  $y_n$  es el indicador de elección para todo individuo  $n$ . Como también los indicadores de efecto que manifiestan los efectos de las variables latentes, estos se deben incorporar en la función de verosimilitud por lo que esta queda como  $l(\delta; y, I|X, W)$ , donde  $\delta$  es el vector que agrupa tanto las variables latentes como observable,  $I$  el vector de indicadores de  $X^*$  y  $W$  la matriz de eventuales indicadores causales de los atributos latentes. En el modelo de elección, el estimador máximo verosímil  $\hat{\delta}$  es aquel que maximiza  $l(\delta; y, I|X, W)$ :

$$l(\delta; y, I|X, W) = \prod_{n=1}^N \prod_{i=1}^j P_n(i, I|X, W, \delta)^{y_{in}}, \tag{3.6}$$

donde  $P_n(i, I)$  es la probabilidad conjunta de que el individuo escoja la alternativa  $i$  y que muestre  $I$  como indicador de efectos no observados. Como esta probabilidad depende de factores no observables, se debe considerar la distribución de las variables latentes, según:

$$P_n(i, I|X, W, \delta) = \int_{X^*} P_n(i|X, X^*, \Theta) f(I) g(X^*) dX^*, \tag{3.7}$$

La estimación simultánea, como utiliza todos los datos en conjunto, genera estimadores consistente y coherentes. Sin embargo, la estimación es bastante compleja, ya que al aumentar el número de variables latentes, las dimensiones de las integrales múltiples que se deben resolver también aumentan, incluso considerando el modelo más clásico como el Logit Multinomial.

Otra forma de incluir variables latentes en los modelos de elección discreta y que se considerará la hora estimar el impacto de las variables de personalidad en los modelos de elección, son los modelos MIMIC (*Multiple Indicator and Multiple Cause*) por sus siglas en inglés y que se describen en el Anexo 2.1 y como estimarlo en el Anexo 3.1.

### 3.5 Consideraciones para la inclusión variables a los modelos de elección

En esta sección, se mencionan las formas funcionales usuales para la inclusión de variables, en especial las de personalidad en los modelos de elección. Estas formas funcionales pueden mejorar el ajuste de estas variables al modelo o dan una alternativa para incluir variables en los modelos de elección que, de la forma usual, no es posible de incorporarlas. Estas formas incluyen las interacciones entre variables y transformaciones de Box-Cox (Ortúzar y Willumsen, 2011), que se utilizan en este trabajo.

Como las encuestas fueron realizadas en distintos cortes temporales, se hace necesario considerar este efecto en los modelos de elección, ya que por lo general, se asume que tanto la elección como los atributos de las alternativas provienen de muestras homogéneas. Para poder considerar muestras que no sean homogéneas, se puede utilizar la estimación mixta (Ben Akiva y Morikawa, 1990; Swait y Louviere, 1993), que se explica en Anexo 3.1.

### 3.6 Conclusiones

En este capítulo se realizó una breve descripción de los métodos para incluir variables de personalidad en los modelos de elección discreta. Debido a los datos usados disponibles, provenientes de distintos estudios sobre variables de personalidad, se requiere analizar diversas formas funcionales, distintos métodos de estimación y el tratamiento de datos de distinta naturaleza, de tal forma de escoger el mejor conjunto de especificaciones que logren incluir de manera adecuada a las variables de personalidad en los modelos de elección discreto y ver su impacto en la elección.

## CAPÍTULO 4 MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

### 4.1 Introducción

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos del análisis detallado de las variables de personalidad, usando principalmente los modelos ecuaciones estructurales o SEM (*Structural equations model*) por sus siglas en inglés. Las relaciones entre las variables presentadas en este capítulo, corresponden a las postuladas por la teoría de Triandis, a los resultados arrojados a través de valores promedio y los modelos estructurales del tipo MIMIC.

Se analizaron diversas relaciones de las variables de personalidad, principalmente a través de un análisis de inferencia estadística con las variables socioeconómicas en Anexo 4.1. Estos análisis fueron complementarios a los SEM y que permiten corroborar los resultados de estos últimos. También se realizaron diversas relaciones a las variables de personalidad con los SEM, adicionales a las mostradas en esta sección, aunque los resultados no mostraron mejoras en la bondad de ajuste.

### 4.2 Consideraciones en las base de datos a utilizar

Para el resto de los análisis y resultados realizados en este trabajo, es importante definir cuál será la base de datos de trabajo. En este trabajo, se consideran las bases de datos creadas a través de las encuestas realizadas en los trabajos de Domarchi (2007), Escobar (2008), Alderete (2011) y Sichel (2012). Adicionalmente Galdames (2010) estimó modelos de elección usando los datos de Domarchi (2007) y Escobar (2008). A pesar de que estos trabajos tienen distintos objetivos, todos ellos, a través de encuestas, capturan el efecto observado de las distintas variables de personalidad, usando como base, la teoría de Triandis.

De estos trabajos, es posible definir tres bases de datos de trabajo, usando principalmente el criterio de homogeneidad del área encuestada. Estas bases de datos son: Base de datos encuestados de la Universidad de Concepción, Base de encuestados del sector Collao y Base de datos completa (que reúne a todos los datos) y serán analizadas para saber qué base de datos pueden ser usadas para analizar el impacto en las variables de personalidad en la demanda de transporte. Considerando que este trabajo se centrará en analizar el impacto de las variables de personalidad en la evaluación

económica de un proyecto de transporte en el sector Collao, se utilizarán las encuestas realizadas en el sector Collao. En el Anexo 4.1, se realizan los análisis estadísticos, que demuestran que no es posible juntar las bases de datos expuestas anteriormente.

### 4.3 Consideraciones prácticas en la estimación de los modelos estructurales

Para las distintas estimaciones a realizar por los SEM, es recomendable tener en cuenta las siguientes indicaciones, que pueden evitar errores en la estimación, bondades de ajuste deficientes entre otros problemas (Hair *et al.*, 1999). En resumen, algunas recomendaciones son:

- El SEM es muy sensible a la incorporación o eliminación de cualquier relación entre variables, ya sea directa o al añadir diversas correlaciones, lo que puede deteriorar el ajuste de los SEM.
- Es recomendable “homogeneizar” los resultados. Esto permite la comparación de las magnitudes de los coeficientes de cada constructo, para una mejor interpretación de la matriz de coeficientes de los indicadores. Esto consiste en estimar esta matriz sin normalizar, para luego seleccionar los coeficientes mayores a 1 y restringir su valor a 1, para volver a reestimar el modelo (Hair *et al.*, 1999; Weston y Gore, 2006; Manzano y Zamora, 2009).
- Cuando en los resultados aparezcan varianzas negativas en algún valor de las componentes de las ecuaciones de medida, aparece el caso conocido como Heywood. Esto genera que el coeficiente del indicador sobre el constructo posea un valor mayor a 1. Esta estimación resulta inapropiada y se debe corregir eliminando el indicador o ajustando el valor de medida del error a un valor de 0,005 (Hair *et al.*, 1999; Byrne, 2010).
- Para asegurar la identificabilidad del modelo, se recomienda que se tenga como mínimo tres indicadores por cada constructo a estimar (Ben Akiva *et al.*, 1999).
- Otro aspecto a tener en cuenta es la multicolinealidad entre las variables, donde variables altamente correlacionadas son consideradas redundantes. Si la correlación es alta, se recomienda retirar una de ellas del modelo (Hair *et al.*, 1999).

Finalmente, las estimaciones fueron hechas con el *software* AMOS (Arbuckle, 2001) a través de dos métodos de estimación: Máxima Verosimilitud (MV), que asume normalidad multivariada en los datos y Libre Distribución Asintótica (LDA), que no necesita de una distribución en particular (Engel *et al.*, 2003).

#### 4.4 Resultados de estimaciones de modelos estructurales

A continuación, se presentan los resultados de las estimaciones a través de los SEM de las variables de personalidad y que forman parte de la explicación de la conducta, según las relaciones propuestas en la Tabla 4.1. El detalle de los modelos presentados a continuación, se presentan en el Anexo 4.2 para cada modelo estructural considerado.

Tabla 4.1 Estimaciones realizadas a través de los SEM

<b>Modelos SEM</b>	<b>Variables a analizar</b>	<b>Observaciones</b>
Según las teorías de personalidad	Actitud, Afecto modo escogido y modo alternativo, Norma Social y Rol.	El afecto, es diferenciado según las bases de datos consideradas en el análisis factorial.
Según valores promedios	Actitud, Afecto, Norma Social, Rol, Hábito y Autoconcepto	Se considerarán las variables de personalidad como valores promedios y se consideran variables instrumentales de los modos y variables socioeconómicos.
Según modelos tipo MIMIC	Actitud, Afecto modo escogido y alternativo, Norma Social y Rol	Se incorporan variables socioeconómicas de forma explicativa a los modelos que conforman las variables de personalidad.

##### 4.4.1 Resultados de modelos estructurales según las teorías de personalidad

A continuación, se muestran los resultados de los modelos estructurales para las variables pertenecientes a la teoría de Triandis. Estos resultados se muestran a modo de resumen, con el método de estimación que presenta el mejor ajuste. Este ajuste se realiza tanto a nivel de ajuste global (indicador  $\chi^2$ ), en términos de bondad de ajuste en los coeficientes de regresión (test-t) e indicadores de ajuste específicos para los SEM. Estas variables también están explicadas por teorías propias, como lo son la actitud (Reeve, 1994), afecto (Corraliza, 1987), norma social y rol (Bamberg 2003).

##### i. Actitud

Como se observa en la Tabla 4.2, los indicadores globales de ajuste para la actitud presentan valores adecuados al estimarlo con el método de MV. El resto de los indicadores presentan diversos

valores, donde algunos de estos no cumplen con el umbral requerido. Esto ocurre en el caso de los indicadores PNFI y RMSEA, que presenta un valor aceptable en la actitud. Según algunas recomendaciones, los modelos que presenten un mayor número de indicadores con valores adecuados, se consideran que presentan un buen ajuste (Hair *et al.*, 1999; Byrne, 2010).

Tabla 4.2 Resumen resultados modelos estructurales según teorías de personalidad-actitud.

Variable	Método de estimación	Indicadores de ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones
Actitud Collao	Máxima Verosimilitud	$\chi^2$	10,75	AGFI	0,97	Restricción de la varianza a la Valoración Auto y Expectativa Tpte. Público
				PNFI	0,52	
		p	0,22	RMSEA	0,03	Correlación Actitud del Auto-Tpte. Público y la varianza expectativa No-Motorizados no son significativas.
				Nº Hoelter	438	

Las restricciones impuestas para evitar que las varianzas estimadas fueran negativas provocan que alguno de los parámetros estimados no sean significativos. Esto ocurre en el caso de la correlación entre la actitud hacia el automóvil y el transporte público, que implica que la evaluación del modo automóvil, no guarda relación con la evaluación del transporte público, lo que implicaría que el proceso psicológico de la evaluación hacia el transporte público y automóvil no está relacionado.

ii. Afecto modo escogido

En la Tabla 4.3, se muestran los resultados de los modelos estructurales para el afecto para el modo escogido. En el caso del modelo estimado través del método de LDA, considerando solo tres dimensiones teorizadas por Corraliza (1987), se presentan restricciones en la varianza asociada a la dimensión Activación y Potencia, por lo que los conceptos que guardan relación con el nivel de actividad del individuo y la fuerza con que afectivamente se evalúa el modo, generan perturbaciones en la estimación de la variable latente del afecto, generando que no haya variabilidad en el afecto hacia el modo escogido de los encuestados. Esta restricción provoca que otras varianzas de las dimensiones del afecto no sean significativas al 95%, como ocurre en el caso de la varianza asociada a la dimensión Evaluación. En cuanto a los indicadores de ajuste, tanto globales como particulares a los modelos estructurales, estos no muestran un ajuste adecuado,

según los valores umbrales recomendados. Esto ocurre en el caso de los indicadores AGFI y PNFI, no así en el caso del indicador  $\chi^2$ , que si presenta valor adecuado (a través del p-valor). Estos resultados refuerzan que el modelo no ajusta adecuadamente debido a las restricciones impuestas en la varianza.

Tabla 4.3 Resumen resultados modelos estructurales según teorías de personalidad-afecto

Variable	Método de estimación	Indicadores ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones
		$\chi^2$		AGFI		
Afecto Collao (304)	Libre Distribución Asintótica (3 dimensiones)	$\chi^2$	112,52	AGFI	0,88	Restricción de la varianza asociada a la dimensión Activación y Potencia
				PNFI	0,59	
		p	<0,01	RMSEA	0,06	La varianza asociada a la dimensión Evaluación es significativa al 90%.
				Nº Hoelter	192	

Cabe destacar que la estimación del afecto, se realizó solo considerando tres dimensiones del afecto, ya que en la base de datos del año 2011, no fueron medidos los conceptos de la dimensión Control. Por último, se debe considerar que la mayoría de las variables que conforman el afecto, con sus distintas relaciones resultan ser significativos, por lo que los indicadores recolectados a través del diferencial semántico de Osgood (Osgood, 1975), pueden explicar las emociones detrás del proceso de elección de modo.

### iii. Afecto modo alternativo

A continuación, se muestran los resultados de los modelos estructurales para el afecto para el modo alternativo, aunque en este caso solo pudo estimarse el afecto considerando tres dimensiones teorizadas por Corraliza (1987): Evaluación, Activación y Potencia.

Como se observa en la Tabla 4.4, la mayor parte de los indicadores no presenta un ajuste adecuado en el caso de la estimación con el método de LDA, exceptuando a los indicadores AGFI y RMSEA, que presenta valores en el rango adecuado.

Tabla 4.4 Resumen resultados modelos estructurales, afecto modo alternativo

Variable	Método de estimación	Indicadores de ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones
Afecto Alternativo Collao (304)	Libre Distribución Asintótica (3 dimensiones)	$\chi^2$	151,10	AGFI	0,86	Restricción a la varianza asociada a la dimensión Evaluación
				PNFI	0,47	
		p	<0,01	RMSEA	0,08	La varianza asociada a la dimensión Activación no es significativa.
				Nº Hoelter	141	

Para que el modelo fuera adecuado, se restringió la varianza de la dimensión Evaluación, lo que implica que el juicio de valor hacia el modo alternativo genera problemas en la estimación, lo que difiere en el caso del afecto hacia el modo escogido, donde esta dimensión si tiene relevancia. Esto provoca que la varianza asociada a la dimensión Activación resultará no ser significativa. Sin embargo, cabe destacar que el resto de las relaciones y varianzas resultaron ser significativas. Lo anterior supone que, al igual que los indicadores del afecto hacia el modo escogido, estos indicadores pueden explicar las emociones detrás del proceso de elección de modo.

#### iv. Norma social y rol

A continuación, se muestran los resultados de los modelos estructurales para el Rol y Norma Social, según la teoría de Bamberg *et al.* (2003), diferenciándolos según el año donde fueron tomados los datos, ya que no todos los indicadores asociados a la Norma Social fueron medidos, los que corresponden a la percepción del entorno hacia un cierto modo de transporte.

En los casos mostrados en la Tabla 4.5, hay restricciones en la varianza en los conceptos asociados tanto al rol como la norma social, en el caso del método de LDA. A su vez, el concepto asociado a la representatividad no es significativo. Esto es indicativo que el modelo no genera ajustes adecuados en la mayoría de sus indicadores, con excepción del AGFI, que presenta valores adecuados.

Los resultados indican que no se puede lograr un ajuste adecuado en la norma Social y el rol, lo que puede implicar que los datos recolectados para estas variables no se ajustan a la teoría

expresada por Bamberg *et al.* (2003) o bien faltan elementos en la estimación que puedan lograr un mejor ajuste que hay otras relaciones distintas a las teorizadas.

Tabla 4.5 Resumen resultados SEM según teorías de personalidad-norma social y rol

Variable	Método de estimación	Indicadores de ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones	
Norma Social y Rol Collao (304)	Libre Distribución Asintótica	$\chi^2$	6,78	AGFI	0,98	Restricción de las varianzas asociadas a los conceptos del cambio social de Tpte. Público a Auto y el conocimiento del nivel socioeconómico según el modo usado.	
				PNFI	0,56		
		p	0,34	RMSEA	0,02		El concepto asociado a la representatividad del modo usado no es significativo
				Nº Hoelter	562		
Norma Social y Rol Collao (81)	Máxima Verosimilitud	$\chi^2$	11,14	AGFI	0,81	No hay restricción en las varianzas	
				PNFI	0,35		
		p	0,03	RMSEA	0,15	Las varianzas asociados a los conceptos del cambio social de Tpte. Público a Auto y el conocimiento del nivel socioeconómico según el modo usado no son significativos.	
				Nº Hoelter	69		

#### 4.4.2 Comparación de resultados modelos afecto modo escogido y alternativo

Es interesante analizar cuáles son las diferencias entre las estimaciones realizadas al afecto hacia el modo escogido y el modo alternativo y porque se producen. Esto es para saber cuáles de los modos se valora mejor afectivamente. La comparación se muestra en la Tabla 4.6 y es a nivel de indicadores de bondad de ajuste. En la Tabla 4.6 se observa que la mayor parte de los indicadores de ajuste son mejores en el caso del afecto hacia el modo escogido en el método de estimación de LDA, lo que indicaría un mayor conocimiento afectivo hacia el modo escogido, lo que se debe probablemente a la frecuencia en su uso. A pesar de los resultados anteriores, no es posible dilucidar a cuál de los modos el encuestado le otorga mayor valor afectivo. Por un lado, el modo escogido puede poseer atributos que son valorados emocionalmente, debido principalmente a la frecuencia y el conocimiento sobre el modo, pero por otro lado, la valoración emocional del modo alternativo radica en la disponibilidad del mismo en caso de emergencia. Por tanto, al incorporar estos valores a los modelos de elección, se dilucidará su real importancia.

Tabla 4.6 Comparación resultados modelos afecto modo escogido y modo alternativo

Método de estimación	Ind.	Afecto Modo		Otros indicadores	Afecto modo	
		escogido	alternativo		escogido	alternativo
Libre Distribución Asintótica	$\chi^2$	112,52	151,10	AGFI	0,88	0,86
				PNFI	0,59	0,47
	p	<0,01	<0,01	RMSEA	0,06	0,08
				N° Hoelter	192	141

#### 4.4.3 Resultados modelos estructurales según valores promedios

A continuación, se muestran los resultados de los modelos estructurales de todas las variables de personalidad consideradas en la teoría de Triandis. Realizar este modelo estructural que considere a todos los indicadores de las variables de personalidad que conforman la teoría de Triandis es difícil de estimar, debido principalmente a la cantidad de relaciones y datos que se requieren (Hair *et al.*, 1999). Por este motivo es que se calculan estas variables a través de valores promedios, es decir, se promedia los indicadores de cada variable y este resultado se incluye en el modelo estructural. Luego, se estiman las relaciones que conforman la conducta con ciertas consideraciones, que se detallan en la Tabla 4.7.

Tabla 4.7 Bases de datos y variables de personalidad consideradas según valores promedios

Base de datos	Variables de personalidad
Collao	Actitud, hábito, rol, norma Social y Afecto. El afecto se estima considerando solo tres dimensiones de lo teorizado por Corraliza. El rol y norma en algunos casos no cuentan con todos los indicadores, pero se utilizan los resultados promedio con el resto de los casos
Uso de variables de personalidad	Las variables Actitud, Hábito se calculan según las teorías respectivas. El Afecto se estima a través de las dimensiones teorizadas por Corraliza como una variable latente. Se normalizan todos los indicadores para la estimación
	No se considera el Autoconcepto, debido a la falta de datos.
Uso de variables instrumentales y socioeconómicas	En cuanto al Rol y Norma Social, se realizan estas estimaciones considerando o no estas variables, para la estimación de la conducta para la base de datos Collao. Se normalizan todos los indicadores para la estimación
	En cuanto a las variables instrumentales, se utilizan solamente las variables de tiempo de viaje y costo, ya que están presentes en la mayoría de las variables. En el caso de las variables socioeconómicas se consideran solo el ingreso familiar, tasas de motorización y ocupación. Todas estas variables están normalizadas.

En la Tabla 4.8, se muestran los resultados de la conducta para las bases de datos consideradas. En el caso de los modelos de la Conducta, solo requiere restricciones de la varianza los modelos estimados con el método de LDA, donde las restricciones están asociadas a los factores contextuales y las condiciones que impone el entorno social y la predisposición a realizar un comportamiento y el tiempo de viaje, no son relevantes en la toma de decisión sobre qué modo de transporte escoger. Se destaca en este caso que de la evaluación hacia el modo escogido no sería relevante para explicar el comportamiento observado en cuanto a la elección de modo, lo cual no es esperado dado el carácter primordial que tiene en la conducta, según la teoría de Triandis.

A pesar de las restricciones impuestas en los dos primeros casos mostrados, los indicadores de bondad de ajuste son adecuados en la mayoría de los casos, exceptuando el caso del indicador PNFI en ambos casos. En cuanto a las relaciones significativas, estas si varían en los dos primeros casos mostrados, ya que al excluir los datos relacionados a los factores sociales hay una menor cantidad de variables que no son significativas. Sin embargo, destaca la no significancia del tiempo de viaje, presente en ambos casos, lo que indicaría que, en términos de la Conducta, tiene poco impacto en el mismo, en comparación a los factores de personalidad que la conforman.

Tabla 4.8 Resultados modelos estructurales según valores promedios

Variable	Método de estimación	Indicadores ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones
		$\chi^2$				
Conducta Collao (304)	Libre Distribución Asintótica	$\chi^2$	88,55	AGFI	0,94	Restricción asociada a las varianzas de la tasa de motorización, expectativa hacia el modo escogido y la norma social
				PNFI	0,62	
		p	0,02	RMSEA	0,05	La intención, el factor social y el tiempo de viaje no son significativos
				Nº Hoelter	243	
Conducta Collao (Sin Factores Sociales) (223)	Libre Distribución Asintótica	$\chi^2$	54,48	AGFI	0,93	Restricción de la varianza a la tasa de motorización y la expectativa hacia el modo escogido
				PNFI	0,61	
		p	0,01	RMSEA	0,05	El tiempo de viaje no es significativo.
				Nº Hoelter	271	

#### 4.4.4 Resultados SEM según modelos MIMIC

A continuación, se muestran los resultados de los modelos estructurales de todas las variables de personalidad de la teoría de Triandis, a través de modelos MIMIC, donde el modelo estructural es del tipo causal con variables de personalidad, donde las variables latentes tienen implicancias en las relaciones de las variables observadas (Posey *et al* 2014). Es decir, la variable observable depende de la variable latente estimada. Las variables socioeconómicas consideradas corresponden al género, edad, tasa de motorización, ingreso (personal y familiar) y ocupación, todas variables reportadas por el encuestado. Por último, solo la edad fue incorporada directamente a los modelos, ya que el resto de las variables socioeconómicas fueron normalizadas o categorizadas, para una mejor interpretación de los resultados. Este análisis fue desarrollado para cada variable de personalidad.

##### i. Actitud

En la Tabla 4.9, se muestra la Actitud al relacionarla directamente con las variables socioeconómicas, donde se presentan los resultados de ambos métodos de estimación, ya que, en ambos casos, no se requiere restringir la varianza asociada a ningún factor, pero hay diferencias en la cantidad de relaciones que no son significativas y en la cantidad de variables socioeconómicas que son incorporadas. En el primer caso, con el método de Máxima Verosimilitud, la varianza asociada a la valoración hacia el transporte público no es significativo, lo que implicaría que no hay variabilidad suficiente para darle importancia al transporte público, lo que supone que los encuestados no le dan suficiente importancia al resultado producto de usar este modo. En cuanto a las variables socioeconómicas, fueron incorporadas la ocupación del encuestado, la tasa de motorización, disponibilidad de automóvil, considerado la correlación entre estas últimas.

Los resultados en este primer caso indican que las variables socioeconómicas, mejoran los indicadores de bondad de ajuste, principalmente en cuanto a la Actitud hacia el automóvil, ya que está relacionado con la tasa de motorización, lo que implicaría que la cantidad de automóviles en el hogar o la disponibilidad del mismo, tiende a aumentar la evaluación positiva que realiza el encuestado a este modo.

En el caso del método de Libre Distribución Asintótica, aunque también no requiere restricción de la varianza, si se presenta un mayor número de relaciones que no son significativas. Estas restricciones están asociadas a la valoración hacia el automóvil y el transporte público y la expectativa hacia los modos no motorizados, lo que implicaría que las componentes que definen la evaluación que se realiza al comportamiento al usar los tres modos, no tienen la relevancia adecuada y no permitirían dilucidar la importancia de esta componente en la Conducta.

Tabla 4.9 Resultados actitud MIMIC con variables socioeconómicas

Variable	Método de estimación	Indicadores de ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones
Actitud Collao	Máxima Verosimilitud	$\chi^2$	42,09	AGFI	0,94	No hay restricción de la varianza
				PNFI	0,63	La varianza asociada a la valoración hacia el transporte público no es significativo
		p	0,01	RMSEA	0,05	
				N° Hoelter	263	
Actitud Collao	Libre Distribución Asintótica	$\chi^2$	74,97	AGFI	0,99	No hay restricción de la varianza
				PNFI	0,63	La varianza asociada a la valoración Auto y Tpte. Público y la expectativa modos no motorizados no son significativas
		p	0,01	RMSEA	0,04	
				N° Hoelter	264	

Para este segundo caso, se incorporaron un mayor número de variables socioeconómicas, las cuales son el género, tasa de motorización, edad, disponibilidad de automóvil, ingreso familiar y ocupación. En este caso, estas variables reflejan una asociación completa entre las variables socioeconómicas de los encuestados y la evaluación del resultado producto de elegir un modo de transporte.

ii. Afecto modo escogido

En la Tabla 4.10, se muestra el Afecto hacia el modo escogido considerando relaciones entre las variables socioeconómicas recolectadas a través de encuestas. Estas relaciones se especifican tanto para los encuestados del sector Collao, como también excluyendo a los encuestados del año 2011. Esto permite analizar todos los indicadores medidos para el Afecto.

Tabla 4.10 Resultados afecto MIMIC con variables socioeconómicas

Variable	Método de estimación	Indicadores de ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones
Afecto modo escogido Collao (3 dimensiones)	Máxima Verosimilitud	$\chi^2$	210,04	AGFI	0,89	Restricción a las varianzas de la dimensiones Evaluación y Activación
				PNFI	0,69	La varianza asociada a la dimensión Potencia, no es significativa
		$p$	<0,01	RMSEA	0,07	Variables socioeconómicas: Tasa de motorización, Género y Edad
		Nº Hoelter	162			
Afecto modo escogido Collao (4 dimensiones)	Libre Distribución Asintótica	$\chi^2$	447,72	AGFI	0,99	No hay restricciones en la varianza
				PNFI	0,51	La tasa de motorización y las varianzas asociadas a las dimensiones Potencia y Activación no son significativas
		$p$	<0,01	RMSEA	0,09	Variables socioeconómicas: Tasa de motorización, Género, Ingreso Familiar, Edad y Ocupación
		Nº Hoelter	104			

En el caso del Afecto del modo escogido que incluye a todos los encuestados del sector Collao, este modelo requiere restringir las varianzas asociadas a la dimensiones Evaluación y Activación. Además, la varianza asociada a la dimensión Potencia no es significativa, lo que supone que la fuerza que representa el modo escogido es similar para los individuos, aunque también se puede deber a las restricciones de las varianzas impuestas.

A pesar de incorporar las variables socioeconómicas de la tasa de motorización, género y edad, no fue posible mejorar en demasía el modelo estructural del afecto en comparación a un modelo sin estas variables. Aunque, hay que tener en cuenta el alto grado de asociación entre la tasa de motorización y el afecto, lo que indica que hay una mayor carga emocional en el modo escogido si se presenta un automóvil en el hogar, lo que probablemente está asociado al uso del modo.

Al excluir a los encuestados del año 2011, se puede incluir un mayor número de indicadores, que están asociados a la dimensión Control. Si a lo anterior, sumamos el hecho de que se incluye las variables socioeconómicas de la tasa de motorización, género, ingreso familiar, edad y ocupación, genera que no se requieran restringir la varianza a ninguna variable latente o indicador. A pesar de lo anterior, algunos de los parámetros estimados no son significativos, como es el caso de la tasa de motorización y las varianzas asociadas a las dimensiones Potencia y Activación, lo que implicaría que, a diferencia del caso anterior, donde la relación entre la tasa de motorización y el afecto si eran relevantes, esta no tenga relevancia cuando se incluye los indicadores asociados a la dimensión Control, lo que supondría que el dominio percibido por el individuo hacia un modo de transporte no guarda relación con la cantidad de automóviles presentes en el hogar. Cabe destacar que, en ambos casos, no se logra una mejora ostensible en los indicadores de bondad de ajuste, en comparación a los modelos sin variables socioeconómicas.

### iii. Afecto modo alternativo

En la Tabla 4.11, se muestra el resultado del modelo MIMIC que relaciona el afecto hacia el modo alternativo con las variables de personalidad.

Utilizando el método de Libre Distribución Asintótica, los resultados indican que, aunque no se requiere restringir la varianza asociada a ningún parámetro estimado, las varianzas asociadas a las dimensiones Evaluación y Potencia, no son significativas, lo que indicaría que la respuesta hacia el modo y la fuerza hacia el mismo no presentan variabilidad, lo que afecta la bondad de ajuste del modelo, que no mejora en comparación al modelo del Afecto teorizado por Corraliza. Las variables socioeconómicas incluidas para el afecto hacia el modo alternativo corresponden solamente al Ingreso Familiar y Edad, lo que diferencia al modelo MIMIC del afecto al modo escogido, ya que

este último presenta una relación causal con la tasa de motorización. En particular, para el afecto hacia el modo alternativo, prima mayormente el ingreso familiar, lo que indicaría la mayor valoración emocional de este modo a menor nivel de ingreso.

Tabla 4.11 Resultados afecto modo alternativo MIMIC con variables socioeconómicas

Variable	Método de estimación	Indicadores de ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones
		$\chi^2$				
Afecto modo alternativo Collao (Variables socioeconómicas)	Libre Distribución Asintótica	$\chi^2$	245,29	AGFI	0,87	No hay restricción en la varianza
				PNFI	0,44	Las varianzas asociadas a las dimensiones Evaluación y Potencia no son significativos
		$p$	<0,01	RMSEA	0,09	Variables socioeconómicas incorporadas: Ingreso Familiar, Edad
				Nº Hoelter	118	

iv. Rol y norma social

En la Tabla 4.12, se muestra el resumen de los resultados del modelo MIMIC para el Rol y la Norma Social, incorporando variables socioeconómicas.

Tabla 4.12 Resultados rol y norma social MIMIC con variables socioeconómicas

Variable	Método de estimación	Indicadores de ajuste		Otros indicadores de ajuste		Observaciones
		$\chi^2$				
Rol y Norma Social Collao	Libre Distribución Asintótica	$\chi^2$	14,80	AGFI	0,97	Restricción de la varianza asociada al concepto de cambio del modo Transporte público a automóvil y al modo más costoso
				PNFI	0,62	La relación asociada al modo representativo no es significativo
		$p$	0,19	RMSEA	0,03	
				Nº Hoelter	403	Variables socioeconómicas incorporadas: Ingreso Familiar

En este caso, solo se pudo incorporar el Ingreso Familiar, la que resultó ser significativa. Para que el modelo pueda ser estimado, se restringió la varianza asociada al concepto de opinión de cambio de modo de transporte público a automóvil y al modo más costoso. Resultados que difieren al compararlos con el modelo sin variables socioeconómicas, aunque hay una leve mejora en los indicadores de bondad de ajuste y en la cantidad de restricciones.

En cuanto a los parámetros estimados, la relación asociada al modo representativo no es significativa. Esto ocurre también en el modelo teorizado por Bamberg, por lo que al incorporar el ingreso familiar, solo es posible generar una leve mejora en el modelo. Cabe destacar que la relación entre el ingreso familiar es solo con la variable latente de la Norma Social, lo que indicaría que las reglas impuestas por la sociedad aumentan con el ingreso familiar, dada la relación positiva entre ambos.

#### 4.5 Conclusiones

En este capítulo se utilizaron los SEM para probar distintas relaciones entre las variables, con el objetivo principal de usar los resultados en los modelos de elección. En primer lugar, se analizaron las relaciones por separados de las distintas variables de personalidad pertenecientes a la teoría de Triandis. Los resultados muestran que no se logra un buen ajuste, requiriendo restricciones para estimar el modelo, lo que implica que las asociaciones entre los indicadores propuestas por las distintas teorías, enmarcados en la teoría de Triandis no explican de buena forma a la conducta.

Adicionalmente, se modeló la teoría de Triandis para estudiar si la conducta refleja la elección observada. Los resultados indican que los atributos psicológicos sí tienen una influencia en la conducta, lo que compensa el efecto que tienen las condiciones facilitadoras en la explicación del comportamiento. Esto refuerza la hipótesis de que los factores de personalidad ayudan a explicar de mejor forma el comportamiento detrás del proceso de elección.

En cuanto a los modelos que incluyen variables socioeconómicas, los mejores modelos son los del tipo MIMIC, ya que no se requiere restricción en la varianza y los ajustes globales son mejores. Lo anterior, es debido a que la matriz de varianza-covarianza del modelo reproduce de mejor forma la matriz de los datos cuando hay más valores a estimar.

## CAPÍTULO 5 MODELOS DE ELECCIÓN DISCRETA

### 5.1 Introducción

El objetivo de este capítulo es integrar los factores de personalidad en distintas especificaciones de los modelos de elección, considerando los resultados de los modelos estructurales del capítulo anterior. La integración de estas variables se realiza a través de la estimación simultánea.

Diversos modelos de elección fueron estimados, integrando los factores de personalidad que presentaron un mejor ajuste en los modelos estructurales. Los modelos de elección que incorporan estos factores, se comparan con los modelos que contienen solo variables referidas a los niveles de servicio de los modos, que también son estimadas en este capítulo. Esto con el objetivo de ver la influencia de incorporar estos factores, en especial en el ajuste global, la confianza estadística de los coeficientes y en el nivel de predicción que logran. Esto también se realiza considerando explícitamente en los modelos de elección, las posibles diferencias entre los datos medidos en distintos cortes temporales.

### 5.2 Atributos de las alternativas escogidas y disponibles

Las características de la alternativa escogida fueron estimadas a través de datos recolectados de diversos estudios. Como esta encuesta es de preferencias reveladas, el uso de los datos reportados puede generar problemas en la estimación de los modelos (Ortúzar y Willumsen, 2011), por lo que es conveniente determinar exógenamente los atributos de los modos escogidos.

#### 5.2.1 Modo automóvil

i. Costos

Los costos de los usuarios de automóvil fueron medidos a través del rendimiento del vehículo  $R$  (lt/km), según el modelo de automóvil reportado en el caso del modo escogido, y el promedio de estos valores, para los modos alternativos, la distancia recorrida  $d$  (en km), entre el origen  $i$  y el destino  $j$  del viaje y el precio promedio del combustible  $P$  (\$/lt) del mes que se realizó la encuesta en la comuna de Concepción, según la siguiente expresión, para cada usuario  $n$  (en \$):

$$C_{\text{Viaje},n} = d_{ij,n} R_P, \quad (5.1)$$

ii. Tiempo de viaje

En el caso del tiempo de viaje  $t_v(\text{min})$  se calculó según la distancia  $d$  (km) entre los pares origen  $i$  y destino  $j$  y las velocidades de circulación  $v_r$  (km/h) en distintos sectores del Gran Concepción obtenidas a través de estudios de ingeniería (Sectra, 2011 y 2012) en el Gran Concepción según:

$$t_{v,(i,j)} = \frac{d_{i,j}}{v_r}, \quad (5.2)$$

### 5.2.2 Modos transporte público

i. Costos

Los costos para estos usuarios, corresponden a la tarifa pagada por el encuestado, según los orígenes y destinos reportados.

ii. Tiempo de viaje

Se determinó a través de la distancia  $d_{ij}^{TP}$  (m), que representa la cobertura del transporte público, según las diversas líneas que conectan el origen  $i$  y destino  $j$  de viaje del encuestado y la velocidad promedio de viaje en transporte público  $v_r^{TP}$  (km/h) según estudios de ingeniería en el Gran Concepción (Sectra, 2011 y 2012), según la expresión (en min):

$$t_{ij,TP} = \frac{d_{ij}^{TP}}{v_r^{TP}}, \quad (5.3)$$

iii. Tiempo de espera

Se obtuvo a través de datos de frecuencias  $f_{ij,L}$  (veh/h) para  $L$  líneas de transporte público del sector (Sectra, 2011). Además, se considera que los usuarios esperan todo el intervalo para subirse al bus y que utiliza siempre la línea más conveniente según el viaje que realice éste. Por lo que el tiempo de espera  $t_{eij,L}$  (min) según el origen  $i$  y destino  $j$  del viaje del encuestado será:

$$t_{e_{ij,L}} = \frac{1}{f_{ij,L}}, \quad (5.4)$$

iv. Tiempo de caminata

La corrección de los tiempos de caminata  $t_{cam}$  (min) se realizó a través de las velocidades  $v_{cam}$  (m/s), definidas por género y edad recomendadas por el MTT, (2003), según la Tabla 5.1.

Tabla 5.1 Velocidades de caminata según rangos etarios (MTT, 2003)

Grupo	Velocidad de caminata (m/s)
Niños de 6 a 10 años	1,10
Adolescentes	1,80
Adultos hombres	1,60
Adultos mujeres	1,40
Adultos hombres mayores de 55 años	1,44
Adultos mujeres mayores de 55	1,26

De Sichel (2012) se obtuvieron las distancias de caminata  $d_{cam}$  (m), por lo que el tiempo de caminata  $t_{cam}$ , para el transporte público queda expresado como:

$$t_{cam} = \frac{d_{cam}}{v_{cam}}, \quad (5.5)$$

### 5.2.3 Modo caminata

i. Tiempo de viaje

Se calcula según la distancia del viaje  $d_{ij}$  y la velocidad de caminata  $v_{c,g,e}$  según:

$$t_{v,i,j} = \frac{d_{ij}}{v_{c,g,e}}, \quad (5.6)$$

### 5.3 Estadísticos de las variables de niveles de servicio de las alternativas disponibles

En Anexo 5.1, en la Tabla A.5.1, se muestra los estadísticos del nivel de servicio de las alternativas disponibles, obtenidas a través de las expresiones anteriores. En este caso se consideraron cinco alternativas: autochofer, autoacompañante, microbús, taxi colectivo y caminata. En el Anexo 5.1, también se muestran los estadísticos para otras bases de datos. Los atributos de estas alternativas son los costos de viaje, tiempos de viaje, espera y caminata, según el modo.

En el caso del autochofer, el promedio de viaje no superó los 15 minutos y su desviación estándar no fue superior a los 6,2 minutos, lo que indicaría que los viajes son cercanos al sector, lo que también sucede en el caso del autoacompañante, aunque puede ser indicativo del mejor nivel de servicio que ofrece el modo. En cuanto al costo se presenta una alta variabilidad, por lo que puede ser indicativo del uso que le otorga el encuestado.

Para el microbús, los estadísticos del tiempo de viaje, indican que los viajes solo son cercanos al lugar de origen. En el caso del tiempo de espera, el promedio indica que los valores son bajos en todos los casos, lo que se debe a que existen diversas líneas de transporte público que conectan la mayoría de los sectores del Gran Concepción en las zonas donde se recolectaron las encuestas, que también se refleja en el tiempo de caminata, donde se indica la buena conectividad de este modo. En cuanto a los costos, aunque éstos son fijos, existen diferencias en cuanto a si los usuarios son estudiantes o su destino corresponde a la comuna de Coronel y Lota.

Continuando con el taxicolectivo, se producen resultados esperados en cuanto a los promedios de tiempos de viaje, que son menores a los del microbús. Según los estadísticos mostrados, el tiempo de espera es mayor al del microbús, ya que hay un menor número de líneas de este modo en el sector Collao. En cuanto a los tiempos de caminata, los estadísticos son similares a los del microbús, lo que reafirma la buena conectividad del sector. En cuanto a la tarifa, ésta no es única, debido a que este modo tiene una tarifa diferenciada por distancia.

Por último, en el caso del modo caminata, los estadísticos del tiempo de viaje, muestran que son elevados respecto al resto de los modos, principalmente debido a las características del modo y que el sector Collao, se encuentra a una distancia media del centro de la ciudad.

## 5.4 Modelación de la demanda de transporte

### 5.4.1 Modelo con variables de servicio usuales

Para efectos de modelación, se utilizan cinco modos: autochofer, autoacompañante, microbús, taxi colectivo y caminata. Los dos primeros cuentan con tiempos de viaje iguales, y se diferencian en cuanto a los costos, donde el autoacompañante no incurre en costos. En el caso del transporte público, se consideran como atributos, el tiempo de viaje, espera, caminata y los costos, como la tarifa de éstos. En la caminata se considera sólo el tiempo de viaje.

El modelo estimado corresponde a un Logit Multinomial (MNL) (Ortúzar y Willumsem, 2011) y las funciones de utilidad consideradas para cada modo están especificadas en la Tabla 5.2. Este modelo se denomina clásico debido a que considera solo las variables asociadas a los niveles de servicio de los modos. Adicionalmente, se consideró que el modo base es el autoacompañante. Las utilidades marginales de la tasa de gasto, tiempo de viaje, espera y caminata fueron representadas por los coeficientes  $\theta_{tv}$ ,  $\theta_g$ ,  $\theta_{te}$  y  $\theta_{tc}$ . Los atributos de cada alternativa están representados por  $CI_i$ ,  $TV_i$ ,  $TE_i$ ,  $TC_i$  que corresponden respectivamente a la tasa de gasto y a los tiempos de viaje, espera y caminata para la  $i$ -ésima alternativa.

Tabla 5.2 Funciones de utilidad y especificaciones de los modelos Logit

Modo	Función de Utilidad MNL
Autochofer	$V_{autoch} = \theta_{autoch} + \theta_{tv}TV_{autoch} + \theta_gCI_{autoch}$
Autoacompañante	$V_{autoacom} = \theta_{tv}TV_{autoacom}$
Microbús	$V_{micro} = \theta_{micro} + \theta_{tv}TV_{micro} + \theta_gCI_{micro} + \theta_{te}TE_{micro} + \theta_{tc}TC_{micro}$
Taxi colectivo	$V_{taxi} = \theta_{taxi} + \theta_{tv}TV_{taxi} + \theta_gCI_{taxi} + \theta_{te}TE_{taxi} + \theta_{tc}TC_{taxi}$
Caminata	$V_{cam} = \theta_{cam} + \theta_{tv}TV_{cam}$

Los coeficientes fueron estimados mediante los *softwares* NLOGIT (ESI, 2003) y BIOGEME en su versión 1.8 (Bierlaire, M., 2003) usando los atributos de cada alternativa, y usando la especificación mostrada en la Tabla 5.2. Los resultados se muestran en la Tabla 5.3, donde se reporta el logaritmo de la verosimilitud del modelo estimado en el óptimo  $LL(\theta^*)$ , el test-t se muestra entre paréntesis y el índice  $\bar{p}^2$  que se expresa según la ecuación:

$$\bar{\rho}^2 = 1 - \frac{LL(\theta^*)}{LL(C)}, \tag{5.7}$$

donde,  $LL(C)$  es modelo conformado sólo por constantes. Este índice compara el modelo con otro más simple en el óptimo. La estimación tendrá un mejor ajuste si  $\bar{\rho}^2$  posee un valor cercano a 1.

Tabla 5.3 Modelos de elección discreta solo con niveles de servicio.

Coefficiente	Valores
$\theta_{autoch}$	2,09 (6,2)
$\theta_{micro}$	2,66 (6,0)
$\theta_{taxi}$	1,14 (2,6)
$\theta_{cam}$	3,39 (5,9)
$\theta_g$	-0,01 (-2,4)
$\theta_{tv}$	-0,13 (-5,9)
$\theta_{te}$	-0,02 (-0,7)
$\theta_{tc}$	-0,08 (-2,5)
$\bar{\rho}^2$	0,25
LL	-226,70
VSTtv (\$/min)	9,27 (2,3)
VSTte (\$/min)	1,48 (0,7)
VSTtc (\$/min)	5,89 (1,7)

En cuanto a la valoración económica de los tiempos de viaje, espera y caminata, fueron medidas a través del valor subjetivo del tiempo (VST), que corresponde al cociente entre los coeficientes estimados del tiempo y del costo (Ortúzar y Willumsen, 2011). En este caso, como el costo se expresa a través del ingreso, esta razón se expresa comúnmente como la tasa salarial (Jara-Díaz y Ortúzar, 1989), por lo que el VST corresponderá a un porcentaje del ingreso. Adicionalmente, es posible calcular un *pseudo test-t* a través de una expansión en serie de Taylor de primer orden de dicho valor alrededor de su media como sigue (Jara Díaz *et al.*, 1988).

$$t_{VST} = \frac{1}{\sqrt{\left(\frac{1}{t_{tv}^2}\right) + \left(\frac{1}{t_g^2}\right) - \frac{2r}{t_{tv}t_g}}, \tag{5.8}$$

donde  $t_{tv}$  y  $t_{costo}$  son los *test-t* asociados con los coeficientes del tiempo (viaje, espera o caminata según corresponda), el costo (que en este caso corresponde a la tasa de gasto) y  $r$  es el coeficiente de correlación, que depende de la razón entre la varianza y covarianza asociado a los coeficientes.

### 5.4.2 Resultados de la modelación

En este modelo se observa que la mayoría de los coeficientes son estadísticamente significativos y con signos adecuados desde el punto de vista microeconómico. Esto con excepción del tiempo de espera y el valor subjetivo del mismo, todos los parámetros estimados son significativo. En este caso, se observa que el coeficiente del tiempo de viaje es mayor a los del tiempo de espera y de caminata, lo que no es esperable, ya que la insatisfacción que genera el tiempo de espera o caminata, debiera ser mucho mayor que el tiempo de viaje. Esto se puede deber a las características de congestión que presenta el sector, que hacen que sea más relevante el tiempo de viaje. En el caso del coeficiente del costo dividido por el ingreso, su valor es adecuado desde el punto de vista microeconómico. Con respecto a las constantes específicas, éstas son muy significativas para el modelo con todos los encuestados como el modelo solo con los encuestados del sector Collao, lo que indica que otras variables no están siendo consideradas, pueden explicar la elección de modo de estos usuarios. En el caso de los VST, destaca la no significancia del valor del tiempo de espera al 95% de confianza. Esto se puede explicar por la poca variabilidad de este atributo.

En Anexo 5.2, se muestran otras estimaciones con diversas especificaciones de la función de utilidad, destacando la incorporación del costo de viaje y las variables socioeconómicas, comparando estos con el mostrado en la Tabla 5.3 mediante el test de la razón de la verosimilitud (Ortúzar y Willumsen, 2011). Al analizar estos resultados, se observa que el modelo MNL clásico genera mejores indicadores de bondad de ajuste. Esto ocurre en el caso del modelo que incorpora el costo de viaje y el de las variables socioeconómicas, ya que en primer caso, el costo de viaje presenta niveles de ajuste inadecuados en algunos de los atributos de los modos de transporte y, al incluir variables socioeconómicas, éstas se incluyen solo como atributos específicos a un modo en particular, lo que supone un efecto que no es comparable con la utilidad que reportan otros modos.

### 5.4.3 Modelos con variables de servicio usuales utilizando estimación mixta

En la Tabla 5.4 se muestran los resultados de los modelos de elección, considerando las variables de niveles de servicio usuales, pero considerando todos los datos disponibles a través de una estimación mixta. Esto se realiza principalmente para saber si las diferencias que presentan ambos cortes temporales (año 2011 y 2012), afectan a los resultados de los modelos de elección, lo que

debe ser considerado si se desea estimar un modelo de elección en conjunto. Los resultados se muestran a continuación:

Tabla 5.4 Modelos de elección discreta con niveles de servicio y factor de escalamiento

<b>Coefficiente</b>	<b>Valores</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	0,93 (2,8)
$\theta_{\text{micro}}$	1,24 (3,0)
$\theta_{\text{taxi}}$	0,73 (2,7)
$\theta_{\text{cam}}$	1,42 (2,9)
$\theta_g$	-0,01 (-2,3)
$\theta_{\text{tv}}$	-0,06 (-2,8)
$\theta_{\text{te}}$	-0,02 (-1,7)
$\theta_{\text{tc}}$	-0,04 (-2,3)
$\bar{\rho}^2$	0,28
LL	-216,30
$\lambda_{\text{Collao-2011}}$	3,31 (1,9)
VSTtv (\$/min)	7,04 (3,0)
VSTte (\$/min)	2,14 (1,6)
VSTtc (\$/min)	4,92 (2,1)

Estos resultados indican que, si considera estas diferencias de grupos en los encuestados del sector Collao, considerando como subgrupos a los encuestados del año 2011 y 2012, los resultados en cuanto a los indicadores de bondad de ajuste son mejores y, a diferencia del modelo de los encuestados del sector Collao sin factor de escala, todos los parámetros estimados son significativos, incluso el coeficiente asociado al tiempo de espera (al 90%). Las diferencias, se producen principalmente en las magnitudes de los coeficientes en ambos casos, ya que, al considerar la estimación mixta, los valores asociados principalmente a los coeficientes de los niveles de servicios, disminuyen su magnitud. Adicionalmente, en Anexo 5.2, se muestran los resultados de la estimación mixta, considerando otras especificaciones

### 5.5 Modelo de elección con variables latentes

Los modelos que se desarrollan en esta sección cuentan con la integración de las variables de valoración afectiva, actitud, hábito y factores sociales, las que fueron estimadas a través de métodos simultáneos a través de un programa desarrollado por Bolduc y Daziano (2010).

Debido al poco tamaño muestral y las consideraciones al momento de recolectar los indicadores de las variables latentes, no fue posible estimar todas las variables en su conjunto, por lo que se trató de estimar las variables de personalidad individualmente. Por este motivo, se especificaron varias formas de integrar las variables latentes a los modelos de elección y que se detallan a continuación:

- **Afecto:** Se valora para cada usuario sólo para el modo que el encuestado menciona usar habitualmente. Por lo tanto, existirá un atributo del afecto acompañado de su respectivo coeficiente por cada alternativa disponible y que será incluido en la función de utilidad.
- **Actitud:** Se agregó esta variable de forma genérica, es decir, cada alternativa tendrá la misma importancia de esta variable. El valor de la actitud hacia el automóvil es el mismo para las dos alternativas asociadas a este tipo de modo. Lo mismo ocurre con la actitud hacia el transporte público y las alternativas microbús y taxi colectivo.
- **Hábito:** Se agregó de forma genérica a la función de utilidad, sin estimar un SEM, debido a su forma de medición. El hábito se midió para el automóvil, transporte público y caminata.
- **Factor Social:** Se consideró la inclusión por separado de la Norma Social y el Rol. Como estas variables no depende del modo escogido sino más bien a una característica del individuo, se considerará solo incorporarla a un modo de transporte.
- **MIMIC:** Se utilizó las variables socioeconómicas en conjunto con las variables de personalidad para estimar los modelos de elección.

Al incluir las variables del Afecto, Norma Social y Rol, éstas resultaron no ser significativos y provocaron inestabilidad en los resultados del modelo, principalmente en términos de un alto grado de iteraciones necesarias para estimar sus coeficientes y de los altos valores de estos, en comparación al resto de las variables. Esto se puede deber principalmente, a que debido a la medición de estas variables, solo pueden incluirse de manera específica, para una alternativa en particular, por lo que se requiere una cantidad de datos apreciable para lograr resultados robustos. Por este motivo, es que en la Tabla 5.5, se presentan las funciones de utilidad que incluyen a las variables de nivel de servicio de los modos y a las de personalidad, que son usadas en estos modelos. En esta tabla solo se incluyen los coeficientes del  $\theta_{hab}$  y  $\theta_{act}$  son los coeficientes del hábito (HAB), la actitud (ACT), respectivamente.

A continuación, se muestran los resultados de los modelos que incluyen variables personalidad en la Tabla 5.6 y el diagrama PATH (Zambrano y Zamora, 2009) que forman los modelos en la Figura 5.1, analizando sus resultados al compararlos con los modelos clásicos, que incluyen solo variables del nivel de servicio. Aunque este análisis es solo a nivel cualitativo, posteriormente, se realizará los test estadísticos que permiten saber cuál modelo presenta un mejor ajuste (Ortúzar, 1982).

Tabla 5.5 Funciones de utilidad que incluye a todas las variables de personalidad estimadas

Modo (Código)	Función de Utilidad
Autochofer (1)	$V_1 = \theta_1 + \theta_{tv}TV_1 + \theta_gCI_1 + \theta_{act}ACT_1 + \theta_{hab}HAB_1$
Autoacompañante(2)	$V_2 = \theta_{tv}TV_2 + \theta_{act}ACT_2 + \theta_{hab}HAB_2$
Microbús (3)	$V_3 = \theta_3 + \theta_{tv}TV_3 + \theta_gCI_3 + \theta_{te}TE_3 + \theta_{tc}TC_3 + \theta_{act}ACT_3 + \theta_{hab}HAB_3$
Taxi colectivo (4)	$V_4 = \theta_4 + \theta_{tv}TV_4 + \theta_gCI_4 + \theta_{te}TE_4 + \theta_{tc}TC_4 + \theta_{act}ACT_4 + \theta_{hab}HAB_4$
Caminata (5)	$V_5 = \theta_5 + \theta_{tv}TV_5 + \theta_{act}ACT_5 + \theta_{hab}HAB_5$

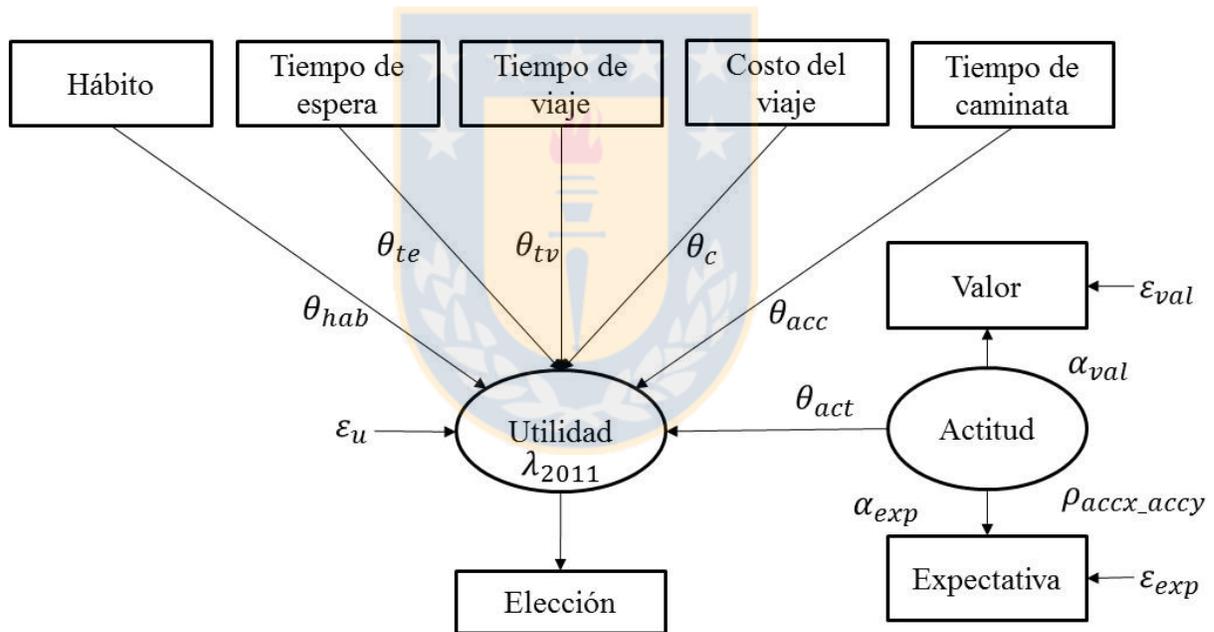


Figura 5.1 Modelo híbrido de la actitud y el hábito

Como se observa en la Figura 5.1, el hábito fue incluido directamente en la estimación, ya que se midió directamente esta variable. Para generar los resultados mostrados en la Tabla 5.6 y el resto de los modelos que incluyen factores de personalidad, se utilizó el paquete de estimación proporcionado por Bolduc y Daziano (2010), donde se realizaron varias iteraciones para estimar el factor de escalamiento a través de un procedimiento externo (ver Anexo 3.1), para considerar las posibles diferencias entre los distintos años de medición.

Tabla 5.6 Resultados modelos de elección con variables de personalidad

<b>Coefficiente</b>	<b>Actitud</b>	<b>Actitud y Hábito</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	1,98 (5,7)	1,66 (4,9)
$\theta_{\text{microbus}}$	2,55 (6,3)	3,49 (7,3)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	1,20 (3,0)	2,04 (4,0)
$\theta_{\text{caminata}}$	3,48 (6,9)	4,27 (7,3)
$\theta_g$	-0,01 (-2,9)	-0,02 (-2,8)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,15 (-6,1)	-0,16 (-6,1)
$\theta_{\text{tespera}}$	0,01 (0,2)	0,01 (0,3)
$\theta_{\text{taceso}}$	-0,10 (-2,8)	-0,10 (-2,6)
$\theta_{\text{actitud}}$	0,14 (1,7)	0,12 (2,2)
$\alpha_{\text{exp\_auto}}$	0,59 (12,6)	0,58 (11,3)
$\alpha_{\text{valor\_auto}}$	1,00 (NA)	1,00 (NA)
$\alpha_{\text{exp\_tpte\_pub}}$	0,98 (NA)	0,96 (NA)
$\alpha_{\text{valor\_tpte\_pub}}$	0,58 (12,4)	0,57 (10,1)
$\alpha_{\text{exp\_nm}}$	0,88 (5,7)	0,87 (5,5)
$\alpha_{\text{valor\_nm}}$	0,78 (NA)	0,76 (NA)
$\rho_{\text{act\_auto\_TP}}$	0,10 (-1,5)	0,09 (-1,1)
$\rho_{\text{act\_auto\_NM}}$	-0,25 (-3,8)	-0,30 (-3,2)
$\rho_{\text{act\_TP\_NM}}$	0,29 (3,4)	0,27 (3,0)
$\theta_{\text{Hábito}}$	-	2,66 (5,8)
$\lambda_{\text{Collao-2011}}$	3,20 (2,1)	2,71 (2,3)
$\bar{\rho}^2$	0,30	0,37
LL	-220,60	-189,01
VSTv (\$/min)	8,33 (2,9)	8,0 (2,8)
VSTe (\$/min)	-0,67 (0,2)	-0,25 (0,3)
VSTc (\$/min)	5,56 (0,1)	5,0 (1,9)

Los resultados de estos modelos indican que las constantes modales tienen una alta significancia, aunque menor que en el caso del modelo clásico, indicativo de que las variables de personalidad puede explicar el comportamiento detrás de la elección. Para el caso de la actitud, no hay cambios relevantes si se compara con el modelo clásico, lo que se debe principalmente a que la actitud, que resulta estar al límite de la significancia. Para lograr este nivel de significancia, se incluyó el factor de escalamiento en este modelo. Esto se puede deber a que la actitud tiene un distinto valor para cada corte temporal, lo que implicaría que hay cierta variabilidad que es relevante entre cada corte temporal. Por tanto, si se considera la actitud con la totalidad de los encuestados, se pierde la relevancia de esta variable.

En el modelo que incluye tanto a la actitud como el hábito con el factor de escala, se observa que éste logra un mayor ajuste global, principalmente debido a que el hábito que tiene una mayor relevancia en el modelo que la actitud y, de hecho, se incorporó el factor de escalamiento para que la variable actitud resultará significativa. En el caso de las relaciones asociadas a los modelos estructurales, los indicadores de la expectativa y valoración a los modos de transporte son significativas y con un alto grado de bondad de ajuste, lo que ocurre en ambos modelos. Esto sí, no ocurre en el caso de las correlaciones asociadas a las variables latentes, como lo son los casos de la relación entre la actitud hacia el auto y el transporte público. Adicionalmente, se observa los altos valores en la significancia de los coeficientes asociados a las relaciones del modelo estructural, lo que se puede deber a la distribución de probabilidades asociado al modelo estructural, que se considera de forma conjunta en la estimación del modelo de elección.

Por último, en el caso de los valores subjetivos del gasto, se observa que, el valor del tiempo de viaje es 1,5 superior al tiempo de acceso, lo que se repite en el caso de la actitud, considerando a todos los encuestados, aunque la valoración en la reducción del gasto incurrido en el tiempo de viaje y de acceso, disminuye cuando se incluye el factor de escalamiento. Para el caso de la actitud y hábito, los resultados son menores que al incluir solo a la actitud, lo que se debe al efecto del hábito, que es altamente valorado. Esto indicaría que esta variable, tiende a disminuir el valor del tiempo de viaje, lo que explicaría el alto uso del automóvil en las ciudades, a pesar de los problemas de congestión.

## **5.6 Otras formas incorporar variables de personalidad**

Se analizaron diversas formas funcionales y otras formas de incorporar las variables de personalidad en los modelos de elección. En particular se analizaron cinco casos de incluirlas:

- Variables de personalidad a través de modelos MIMIC.
- Variables de personalidad a través de la segmentación de atributos de niveles de servicio.
- Variables de personalidad a través de modelos del tipo jerárquico y mixto.
- Variables de personalidad a través de modelos no lineales.
- Variables de personalidad según el tipo de modo.

Con estas consideraciones, se analizaron diversos modelos con diversas especificaciones, donde se especifica el resultado del mejor modelo según las especificaciones de esta sección. Este modelo considera la actitud a través de los modelos tipo MIMIC y hábito con factor de escala estimado, lo que se muestra en un diagrama PATH en la Figura 5.2 y sus resultados en la Tabla 5.7. Adicionalmente, en Anexo 5.3, se muestran los resultados de otras especificaciones realizadas.

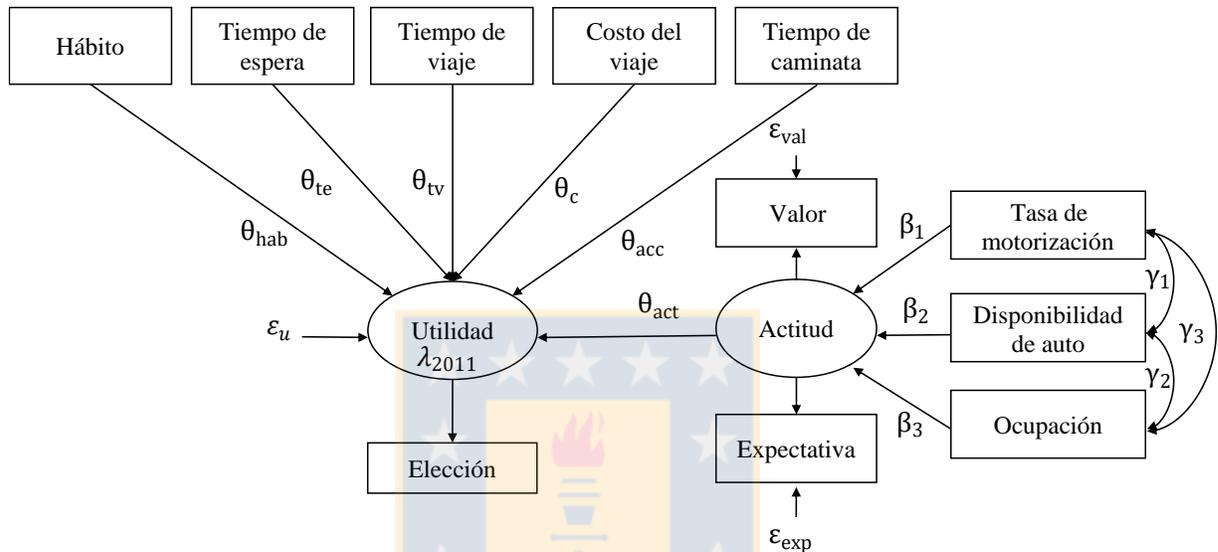


Figura 5.2 Modelo híbrido actitud MIMIC y hábito

En términos de indicadores de bondad de ajuste, este modelo sigue siendo inferior al modelo solo con la actitud y el hábito. Este resultado se puede deber a la cantidad de variables adicionales que se requiere estimar la totalidad de los coeficientes y parámetros, ya que para el caso del modelo con actitud y hábito se estimaron un total de 20 parámetros, que para el caso del modelo que incluye las variables socioeconómicas son 26 parámetros, lo que hace más difícil su estimación. Adicionalmente, para evitar restricciones en la varianza en este modelo, se incluyó la variable disponibilidad de automóvil, que obliga a incluir la correlación entre esta variable y la tasa de motorización. Como se mencionó anteriormente, se incluyeron las variables socioeconómicas de la tasa de motorización, disponibilidad del automóvil y ocupación del encuestado.

Los resultados de este modelo, indican que se generan buenos ajustes en comparación al que solo incluye a la actitud, no así en el caso de la actitud y el hábito, donde este último presenta mejores indicadores de bondad de ajuste. Al igual que el caso de los otros modelos, el tiempo de espera resultado no ser significativo, lo que repercute en el valor subjetivo del tiempo de espera.

Se debe destacar que, a diferencia de los otros modelos que incluyen factores de personalidad, sin la incorporación de variables socioeconómicas, el hábito tiene un menor peso en este modelo, lo que se explicaría por la importancia de las variables socioeconómicas al relacionarlas con la actitud. Se debe destacar que uno de los resultados más relevantes de este modelo es la disminución en los valores de los coeficientes de las constantes modales y del tiempo de viaje, lo que se explicaría por la incorporación de los atributos socioeconómicos del individuo, ya que estos resultan tener una contribución relevante al modelo.

Tabla 5.7 Resultados Modelos de elección otras especificaciones.

<b>Coefficiente</b>	<b>Actitud MIMIC y Hábito</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	0,80 (3,0)
$\theta_{\text{microbus}}$	1,62 (3,2)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	1,05 (2,9)
$\theta_{\text{cam}}$	1,76 (3,1)
$\theta_{\text{costo/i}}$	-0,01 (-2,4)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,06 (-3,1)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,01 (-0,4)
$\theta_{\text{taceso}}$	-0,05 (-2,4)
$\theta_{\text{Actitud m}}$	0,13 (1,9)
$\theta_{\text{Hábito}}$	1,06 (2,8)
$\alpha_{\text{exp\_auto}}$	0,76 (3,1)
$\alpha_{\text{valor auto}}$	1,0 (N.A.)
$\alpha_{\text{exp\_tpte\_pub}}$	0,60 (2,9)
$\alpha_{\text{valor\_tpte\_pub}}$	1,0 (N.A.)
$\alpha_{\text{exp\_NM}}$	1,00 (N.A.)
$\alpha_{\text{valor\_NM}}$	0,91 (6,2)
$\beta_{\text{TM Auto}}$	0,28 (2,9)
$\beta_{\text{TM TP}}$	-0,40 (-3,7)
$\beta_{\text{TM NM}}$	-0,37 (-4,1)
$\beta_{\text{Ocup-TP}}$	0,32 (4,3)
$\beta_{\text{Disp\_Auto-TP}}$	0,65 (3,0)
$\gamma_{\text{TM-Disp\_Auto}}$	0,73 (10,2)
$\lambda_{\text{Collao-2011}}$	2,97 (2,1)
$\bar{\rho}^2$	0,35
LL	-194,50
VSTtv (\$/min)	6,69 (3,0)
VSTte (\$/min)	0,47 (0,4)
VSTtc (\$/min)	5,18 (2,0)

Para saber de mejor forma la importancia que tiene el hábito en estos modelos, se recurrió a calcular la variación marginal del hábito respecto a la probabilidad de escoger un cierto modo de transporte, lo que viene dado por:

$$\frac{\partial P_{iq}}{\partial x_{iq}} = P_{iq} \left( \theta_{iq} - \sum_{j=1}^Q \theta_{jq} P_{jq} \right), \quad j = 1, \dots, Q \quad (5.9)$$

donde,  $P_{iq}$  es la probabilidad del individuo  $q$  de escoger la alternativa  $i$ ,  $\theta_{iq}$  es el coeficiente asociado al atributo  $x_{iq}$  y  $\theta_{jq}$  es el coeficiente asociado al atributo  $x_{jq}$ , donde  $j \neq i$ . En este caso para considerar a todos los usuarios, se utiliza el valor promedio de la variación marginal.

Tabla 5.8 Variación marginal del atributo del hábito por modelos

Modelo	Autochofer	Autoacompañante	Microbús	Taxícolectivo	Caminata
Actitud y Hábito	0,55	0,04	1,34	0,02	0,22
Actitud MIMIC y Hábito	0,16	0,03	0,47	0,01	0,07

Como se observa en la tabla anterior, hay una mayor relevancia del hábito en la elección de modo cuando no se incorporan variables socioeconómicas en la predicción de la elección.

### 5.7 Comparaciones estadísticas entre modelos

A continuación en la Tabla 5.9, se muestra la estadística asociada al test LR, que está asociada al estadígrafo  $\chi^2$ . Este test tiene la siguiente expresión:

$$LR = -2\{l^*(\theta_r) - l^*(\theta)\} \sim \chi_{r,\alpha}^2, \quad (5.9)$$

donde,  $l^*(\theta_r)$  es el logaritmo de la verosimilitud modelo restringido y  $l^*(\theta)$  es el logaritmo de la verosimilitud general. La expresión LR se distribuye  $\chi^2$ , con  $r$  restricciones lineales y nivel de confianza  $\alpha$ . En este caso, los modelos más generales serán los que tengan una mayor cantidad de parámetros estimados, lo que corresponde a los modelos con variables de personalidad.

Tabla 5.9 Resultados comparación estadística de modelos

<b>Modelo</b>	<b>LL</b>	<b>LR</b>	<b>Resultado</b>
Actitud	-220,60	12,20	Actitud es mejor
Actitud y Hábito	-189,00	75,40	Actitud y Hábito Mejor
Actitud MIMIC y Hábito	-194,50	64,40	Actitud MIMIC y Hábito

Los resultados indican que principalmente los modelos más generales, es decir los que contienen una mayor cantidad de parámetros estimados son los que presentan un mayor ajuste, en especial a los que contienen el factor de escala como parte de los parámetros estimados. En particular, el modelo que incluye la actitud y el hábito son los mejores modelos en comparación a un modelo solo con las variables de niveles de servicio de los modos.

Para saber si estos modelos predicen realmente la elección de los usuarios, se puede utilizar un indicador denominado *porcentaje correctamente predicho* o FPR (First Preference Recovery por sus siglas en inglés), que entrega la proporción de individuos que efectivamente escoge la opción de mayor utilidad (Ortúzar y Willumsen, 2011). Esta medida se puede comparar con la *posibilidad de recuperación* o CR (Change Recovery por sus siglas en inglés), que está dada por:

$$CR = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \frac{1}{N_q}, \tag{5.10}$$

donde Q es la cantidad total de individuos de la muestra y N<sub>q</sub> es la cantidad de alternativas que posee el individuo q. Como se observa en la ecuación anterior, CR es equivalente a un modelo equiprobable con un valor de 1/2,81. Este valor se compara con el valor obtenido del FPR para cada modelo, lo que se muestra en la Tabla 5.9.

Tabla 5.10 Resultados indicador FPR modelos estimados

<b>Indicadores</b>	<b>Clásico</b>	<b>Clásico (λ)</b>	<b>Actitud</b>	<b>Actitud y Hábito</b>	<b>Actitud y Hábito MIMIC</b>
FPR	213	211	214	235	226
% Predicción	70,07	69,40	70,39	77,30	74,30

Como se observa en la tabla anterior, el modelo que tiene un mayor porcentaje de predicción de la elección es el modelo con actitud y hábito y, aunque las diferencias no son altas, si hay una mayor

predicción de la elección de modo de los individuos al incluir las variables de personalidad. Por último, cabe destacar que este índice tiene ciertos problemas, principalmente en lo que respecta a la fiabilidad del modelo (Gunn y Bates, 1982). Esto se puede resolver incorporando indicadores adicionales que se muestran en el Anexo 5.4.

### 5.8 Consideración de modelos para la corrección de la demanda

A continuación, se realiza un resumen para evaluar cuál de los modelos presentados aquí, se considera que mejor representa el comportamiento detrás de la elección. Para ello, se consideran los siguientes criterios: Ajuste Global mediante LL y  $\bar{\rho}^2$ , ajuste de coeficientes estimados mediante el test-t, signo y magnitud adecuado (Ortúzar y Willumsen, 2011). Los modelos considerados son: Modelo Clásico, Modelo con Actitud y Hábito y Modelo con Actitud MIMIC y Hábito, estos últimos estimados de forma simultánea.

Como se puede ver en la Tabla 5.10, ninguno de los modelos presentados aquí tiene un ajuste perfecto en todos los criterios, por lo que se considerarán los modelos que presentan una mayor cantidad de criterios cumplidos. Para el caso de los encuestados del sector Collao, se considera que el modelo 1 (Actitud y Hábito con Factor de Escala) es el mejor modelo, ya que logra un mayor ajuste global aunque el tiempo de espera no resultó ser significativo.

Tabla 5.11 Comparación de modelos elección

Modelo	Criterio 1	Criterio 2	Criterio 3
Clásico	Ajuste inadecuado (13%)	$\theta_{tespera}$ no es significativo	Signos adecuados
1	Ajuste inadecuado (37%)	$\theta_{tespera}$ no es significativo	$\theta_{tespera} > 0$
2	Ajuste inadecuado (35%)	$\theta_{tespera}$ no es significativo	Signos adecuados

### 5.9 Elasticidades

Para usar estos modelos en la predicción de escenarios, es necesario contar con estimaciones de las elasticidades,  $E_{tm,k}$  que miden como cambia la probabilidad de elección de alguna alternativa ante cambios en algún atributo. Esto se conoce como elasticidad directa, donde el efecto en un cambio del atributo k, para la alternativa m, sobre la probabilidad de que la persona t eligiera la alternativa j para un modelo MNL, donde  $\theta_k$  es el coeficiente del atributo k, corresponde a:

$$E_{tm,k}(j) = \frac{\partial P[y_t = j]}{\partial x_{tm}(k)} \bigg/ \frac{P[y_t = j]}{x_{tm}(k)} = \theta_k \cdot (1 - P[y_t = j]) \cdot x_{tm}(k), \quad (5.11)$$

La forma funcional de la elasticidad mostrada en la ecuación 5.9 resulta apropiada al estimar secuencialmente los modelos de elección que incorporan variables latentes, a pesar de que teóricamente éstas son variables aleatorias. Esto no ocurre en otros modelos más complejos, por ejemplo para el modelo MIMIC, donde la forma funcional de la elasticidad no es cerrada como lo expresada en la ecuación 5.9, debido principalmente a la expresión de probabilidad, según:

$$P_n(i, I|X, W, \delta) = \int_{X^*} P_n(i|X, X^*, \Theta) f(I) g(X^*) dX^*, \quad (5.12)$$

Para la cual, se calcula la elasticidad en su forma diferencial, como lo muestra la ecuación 5.13. La expresión de la elasticidad en este caso, se muestra a continuación:

$$E(i, I|X, W, \delta) = \frac{\partial P_n(i, I|X, W, \delta)}{\partial X} \cdot \frac{X}{P_n(i, I|X, W, \delta)}, \quad (5.13)$$

Estas derivadas son calculadas de forma numérica, según los resultados de los modelos simultáneos y mediante simulación. Para más información consultar en Egaña *et al.*, (2009).

Para estas elasticidades, los resultados indican que la demanda es más inelástica al incluir variables de personalidad, por lo que la demanda por el modo no cambia demasiado al modificar las variables de nivel de servicio de los modos. Esto ocurre principalmente en la caminata, donde un cambio en la demanda de este modo requiere un gran cambio en el atributo del tiempo del viaje. Lo mismo ocurre en el que ocurre en el segundo modelo, donde en general los resultados indican que el factor de escala tiene el efecto de tener una mayor inelasticidad en comparación al modelo clásico. Esto adquiere mayor relevancia en el caso del costo/ingreso, donde el valor de la elasticidad es más del doble que el modelo clásico. En cuanto a los signos esperados, las elasticidades de la demanda ante los atributos de los modelos de elección tienen el signo adecuado y esperado, sobre todo en el caso de las variables de personalidad donde las elasticidades son inelásticas. En todos los casos, las elasticidades respecto a la tasa de gasto, en módulo, son menores a 1, lo que indica que cambios en este atributo inciden parcialmente en la demanda.

Tabla 5.12 Elasticidades respecto al costo, tiempo de viaje y hábito. Base Collao.

	Variable	Auto chofer	Auto Acompañante	Microbús	Taxi Colectivo	Caminata
Clásico	Tiempo de Viaje	-0,23	-0,49	-0,57	-0,59	-1,64
	Costo/ingreso	-0,08	-	-0,12	-0,23	
Actitud con Hábito Escala	Tiempo de Viaje	-0,24	-0,54	-0,63	-0,65	-1,80
	Costo/ingreso	-0,10	-	-0,14	-0,29	-
	Hábito	0,32	0,60	0,20	0,41	0,26
	Actitud	0,06	0,13	0,11	0,16	0,08
Actitud MIMIC con Hábito Escala	Tiempo de Viaje	-0,28	-0,46	-0,32	-0,49	-1,96
	Costo/ingreso	-0,17	-	-0,26	-0,48	-
	Hábito	0,32	0,50	0,12	0,35	0,27
	Actitud	0,23	0,37	0,20	0,43	0,33

Al incorporar las variables de personalidad, la demanda por modo de transporte es más inelástica, al compararlos con los modelos clásicos. Los mayores valores en las elasticidades ocurren en el caso del tiempo de viaje hacia la caminata, donde un cambio en este atributo debe ser bastante importante, para que haya un cambio en la demanda. En cuanto a las elasticidades de las variables de personalidad, es la perteneciente al hábito es el que cuenta con un mayor valor, lo que indica que esta incide negativamente en los cambios en la demanda. Es importante señalar que el hábito debido a sus características es muy difícil de modificar, aunque ha habido experiencias que lo han logrado (Schwanen et al., 2012).

### 5.10 Conclusiones

El objetivo de este capítulo fue introducir las características psicosociales en los modelos de elección modal. En este sentido, solo se analizó las únicas variables latentes que pudieron ser integradas a los modelos de elección fueron la actitud y el hábito, donde esta última generó una importante mejora con respecto al modelo clásico. En este modelo, el hábito obtuvo una alta significancia. Sin embargo, las constantes específicas continuaron siendo significativas, lo que evidencia la existencia de otras variables que pueden estar explicando la elección y aún no han sido consideradas, que pueden ser otras variables de personalidad. También se analizaron tanto las elasticidades de la demanda, respecto a la tasa de gasto, tiempo de viaje y hábito, así como los cambios en la partición modal mediante escenarios hipotéticos. En cuanto a las elasticidades se observa que, el modelo clásico sobreestima los cambios en la partición modal, lo que se corrige al incorporar las variables de personalidad a los modelos de elección.

## **CAPÍTULO 6 ESTIMACIÓN DE BENEFICIOS AL INCORPORAR VARIABLES DE PERSONALIDAD**

### **6.1 Introducción**

En este capítulo se estudia como incorporar variables de personalidad a la estimación de beneficios de un proyecto evaluado a nivel táctico y, una vez incorporadas estas variables, como afectan las mismas a la evaluación social de este tipo de proyectos.

En la primera parte, se presenta un resumen del proyecto “Par Vial Collao-General Novoa”, donde se incluye información sobre proyecto. Posteriormente, se analiza la demanda que satisface el proyecto y las consideraciones en la evaluación. Por último, se presenta el estado actual del proyecto y la rentabilidad del mismo según las metodologías nacionales para la evaluación social.

La segunda parte de este capítulo, se presenta la metodología propuesta y usada para considerar los factores de personalidad en la estimación de beneficios. Primeramente, se presenta como es actualmente la metodología de evaluación de este tipo de proyectos, definido por el Estado de Chile. Posteriormente se presenta la metodología de corrección de la demanda, según los resultados de los modelos de demanda expresados anteriormente, tanto para los modelos clásicos como los que incorporan variables de personalidad, las consideraciones realizadas para considerar los cambios en la demanda en la estimación de beneficios de los proyectos de transporte y los resultados de esta corrección de la demanda, en cuanto a los beneficios que otorga el proyecto.

### **6.2 Proyecto “Mejoramiento Par Vial Collao-General Novoa”**

El proyecto “Mejoramiento Par Vial Collao-General Novoa”, busca atender y mejorar el nivel de servicio de los viajes de los habitantes del sector Collao, sector que se ubica al NorOriente de la ciudad de Concepción. El proyecto contempla crear infraestructura especializada para el transporte público a través de vías exclusivas y corredores centralizados. El área de estudio considerado en este proyecto se muestra en la Figura 6.1. Para mayor detalle sobre el desarrollo de este estudio, tanto a nivel de anteproyecto como de ingeniería de detalle, se puede consultar en el estudio “Mejoramiento Par Vial Collao-General Novoa” (SECTRA, 2011; SERVIU, 2015).



Figura 6.1 Área de estudio proyecto “Par Vial Collao-General Nova” (SECTRA, 2011)

### 6.3 Demanda de transporte

Una de las partes fundamentales de la evaluación del proyecto, es conocer los niveles de demanda actuales de las vías. Esta demanda se refleja en la cantidad de viajes atraídos y generados por el sector Collao y que utilizan las vías para los distintos periodos.

Para saber la demanda actual del sector Collao, usualmente se utilizan los resultados de la distribución de viajes de los modelos estratégicos definidos en el Plan de Transporte del Gran Concepción, que consta de una zonificación con 232 zonas y se utilizó para saber los viajes atraídos y generados en el sector Collao y cuáles son los pares origen-destino de estos viajes. Con esta información y, a través de distintas correcciones de los modelos de asignación a la red de transporte, se modificó la zonificación propuesta por el Plan de Transporte a solo 34 zonas, abarcando solo el área de influencia del proyecto. Esto se muestra en el Anexo 6.1.

A nivel táctico, se consideran dos tipos de vehículos: sin itinerario fijo (vehículo privado), ya que pueden escoger su ruta de viaje y con itinerario fijo (transporte público y camiones) donde éstas se consideran como rutas fijas, asignándose una frecuencia en base a las mediciones de tránsito. La red considera la situación actual tanto en infraestructura vial como de la demanda al año 2013, y se consideró que el año de operación o de puesta en marcha del proyecto es el año 2015. Esto para ser consistentes con la evaluación de este proyecto. Esta demanda es fija al incluir la situación base y proyecto, considerando dos cortes temporales: año 2015 y año 2020.

Un resumen de la demanda para los años 2015 y 2020, se muestra en la Tabla 6.1, considerando los periodos relevantes de la demanda. Esto es, punta mañana (PM), fuera de punta (FP), punta mediodía (PMD) y punta tarde (PT). Para mayor información sobre la estimación de la demanda se puede ver en el estudio “Mejoramiento Par Vial Collao-General Novoa” (SECTRA, 2011).

Tabla 6.1 Viajes considerados en vehículos privados y transporte Público (SECTRA, 2011)

Viajes/h	2015				2020			
	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT
Livianos	8.840	5.305	6.766	9.346	10.676	6.451	8.171	11.288
Taxícolectivo	548	536	513	627	603	586	565	689
Taxibuses	11.973	6.023	5.994	8.736	13.264	6.692	6.640	9.677
Camión simple	242	391	291	242	307	496	369	307
Camión articulado	137	251	219	29	176	322	288	249
Bus interurbano	1.431	1.981	1.761	1.893	1.817	2.516	2.236	2.404
Taxibus rural	2.066	1.095	1.062	988	2.066	1.095	1.062	988
Total	25.236	15.582	16.605	21.860	28.908	18.158	19.331	25.603

#### 6.4 Etapas desarrolladas del proyecto

##### i. Etapa de prefactibilidad

En el ciclo de vida del proyecto, en la etapa de prefactibilidad, se definieron seis alternativas, que tienen por objetivo principal, mejorar el nivel de servicio y la conectividad para todos los usuarios que utilizan la plataforma pública. Esto sin considerar el conflicto que genera la operación de la intersección de Av. Collao/General Novoa, Av. Juan Bosco y Av. Los Carrera, que se decidió considerarse en la siguiente etapa. Los indicadores de rentabilidad de cada alternativa, se muestran en la Tabla 6.2. Finalmente, se escogió la alternativa 5 como la que pasa a nivel de ingeniería de detalle. Para más información se puede consultar a “Mejoramiento Par Vial Collao-General Novoa” (SECTRA, 2011).

Tabla 6.2 Indicadores de Rentabilidad Proyecto Collao Novoa (SECTRA, 2011)

Material	Indicador	Alt1	Alt2	Alt3	Alt4	Alt5	Alt6
Asfalto	VAN <sup>1</sup> (MM\$)	1.925	115	2.584	722	2.494	1.545
	TIR (%)	10,34	6,24	10,82	7,19	11,64	8,89
Hormigón	VAN (MM\$)	1.718	-130	2.358	459	2.287	1.302
	TIR (%)	9,75	7,44	10,60	7,12	11,50	7,95

<sup>1</sup> Moneda al 31 de Diciembre del 2008.

## 6.5 Etapa de ingeniería de detalle

En esta etapa, principalmente se actualizaron las redes de modelación, se consideraron otros proyectos en la situación base y, fundamentalmente, se incluyó una solución vial a la intersección de Av. Collao, Av. Juan Bosco y Av. Los Carrera y una mejora al diseño propuesto en la etapa anterior. Lo que se analizará a continuación, serán los datos relevantes de este estudio y que son utilizados para la corrección de la demanda.

### 6.5.1 Presupuesto del proyecto

A continuación, en la Tabla 6.3, se muestra un resumen del costo del proyecto, considerando que el pavimento es de hormigón.

Tabla 6.3 Presupuesto proyecto “Mejoramiento Par Vial Collao-Novoa” (SERVIU, 2015)

Descripción	P. Total (UF)	P. Social (UF)	Valor Residual (UF)
Subtotal Costo Directo	676.168	575.150	249.637
Gastos Generales y Utilidades (35%)	236.659	191.693	0
Subtotal	912.828	766.844	249.637
I.V.A. (19%)	173.437	-	-
Expropiaciones	180.400	180.400	180.400
Total \$MM	29.525	22.079	10.023

### 6.5.2 Indicadores de Rentabilidad

Al actualizar la demanda y los beneficios en cuanto a los ahorros en tiempo de viaje, consumos de combustible y otros costos de operación, se obtienen los siguientes indicadores de rentabilidad.

Tabla 6.4 Indicadores de rentabilidad “Mejoramiento Par Vial Collao-Novoa” (SERVIU, 2015)

Indicadores	Valor
VAN (MM\$)	6.663
TIR (%)	8,55
VAN1 (MM\$)	-382
TRI (%)	4,16

En esta tabla se muestra que el proyecto es rentable según los umbrales definidos por el Estado de Chile, a través del Ministerio de Desarrollo Social o MDS (MDS, 2014), para los indicadores de

largo plazo. No ocurre lo mismo en el caso de los indicadores a corto plazo, ya que la tasa de retorno inmediato es menor a la tasa de descuento social definida por el MDS y el valor actual neto al primer año es negativo.

## 6.6 Consideraciones realizadas en la evaluación de proyectos de transporte urbano

Usualmente, la evaluación de proyectos de transporte urbano a nivel táctico tiene una serie de consideraciones que son explícitas en la metodología de evaluación. Estas consideraciones tienen por principio simplificar el proceso de evaluación y establecer lineamientos claros que hagan comparables la evaluación de distintos proyectos de transporte. A continuación, en la Tabla 6.5, se muestra las consideraciones realizadas en el proceso de evaluación de proyectos de transporte:

Tabla 6.5 Consideraciones a la evaluación de proyectos de transporte (MDS, 2013)

Indicador	Variables aceptadas/Supuestos
Costos Asociados	Suelo urbano, construcción de obras, sistemas de operación y control de tránsito
Beneficios Asociados	Tránsito, mediante el ahorro de recursos asociados al desplazamiento de vehículos (Tiempo de Viaje, Combustible y Otros costos de operación)
Supuestos	No considera cambios en la demanda OD por modo.

Según la metodología de evaluación de proyectos, la estimación de beneficios producto del ahorro de costos del viaje, corresponde a una diferencia entre una situación con y sin proyecto.

## 6.7 Metodología de evaluación de proyectos de transporte urbano

Tal como se mencionó anteriormente, el proyecto “Par Vial Collao-Novoa”, según el MESPIVU SECTU (1988) y la Metodología de Preparación y Evaluación de Proyectos de Vialidad Urbana (MDS, 2013), corresponde a un proyecto no estructural y sin reasignación, ya que el proyecto no genera una nueva vialidad respecto de las ya existentes. Como se verá más adelante, se cuestionará el supuesto de que la demanda de viajes es fija, ya que se espera que exista un cambio en la partición modal, aspecto no considerado según las metodologías actuales de evaluación de proyectos. Para poder comparar los resultados, se optó por utilizar los pasos que definen estas metodologías para evaluar este proyecto, considerando cambios en la partición modal. Esta metodología se detalla a continuación:

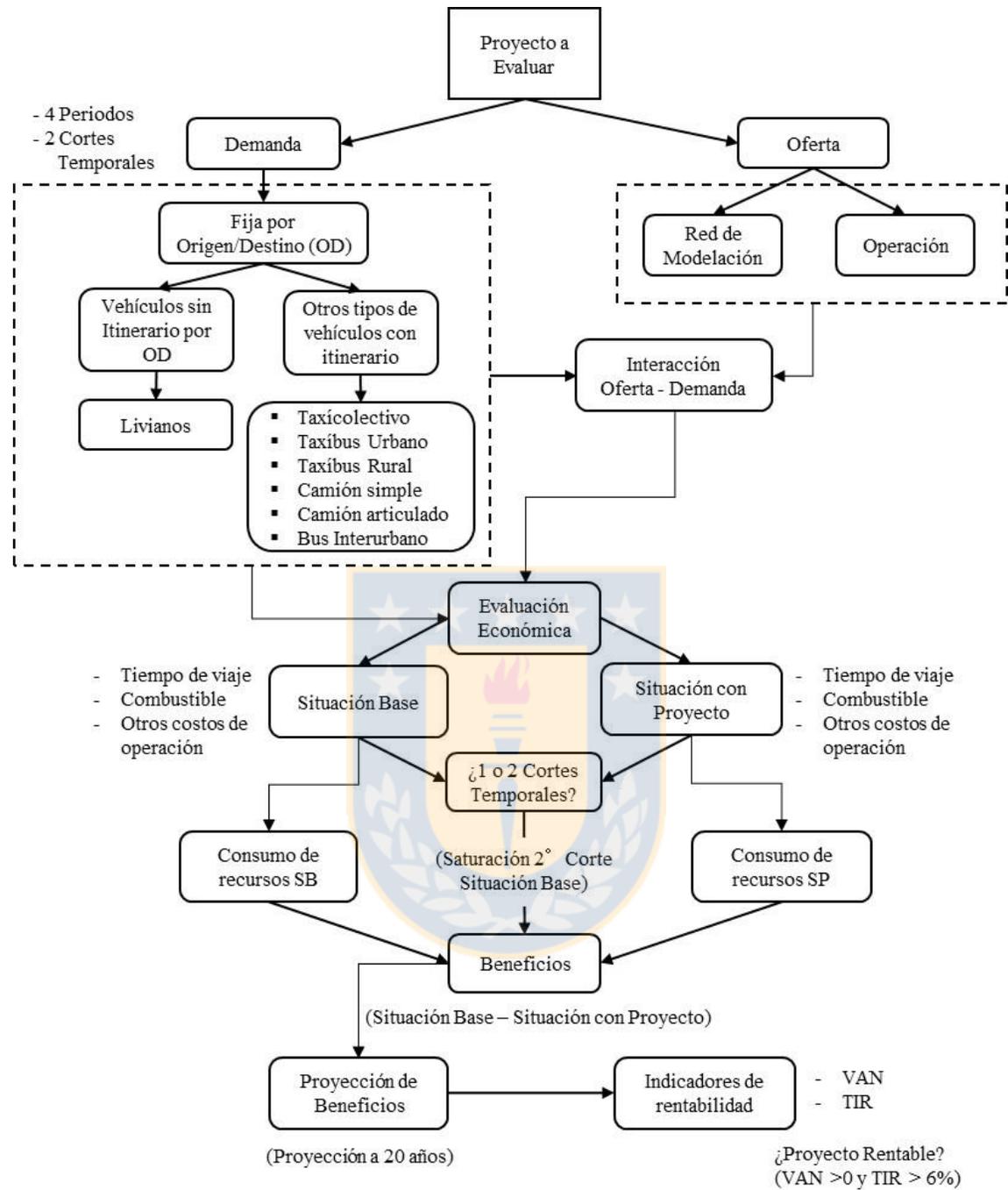


Figura 6.2 Metodología actual de evaluación de proyectos de transporte

### 6.8 Corrección de la demanda al incorporar variables de personalidad

La metodología planteada en la Figura 6.3, considera el uso de los modelos de demanda estimados en el capítulo anterior, para considerar el impacto que el proyecto tiene en la demanda a través de los modelos de elección discreta que incorporan variables de personalidad.

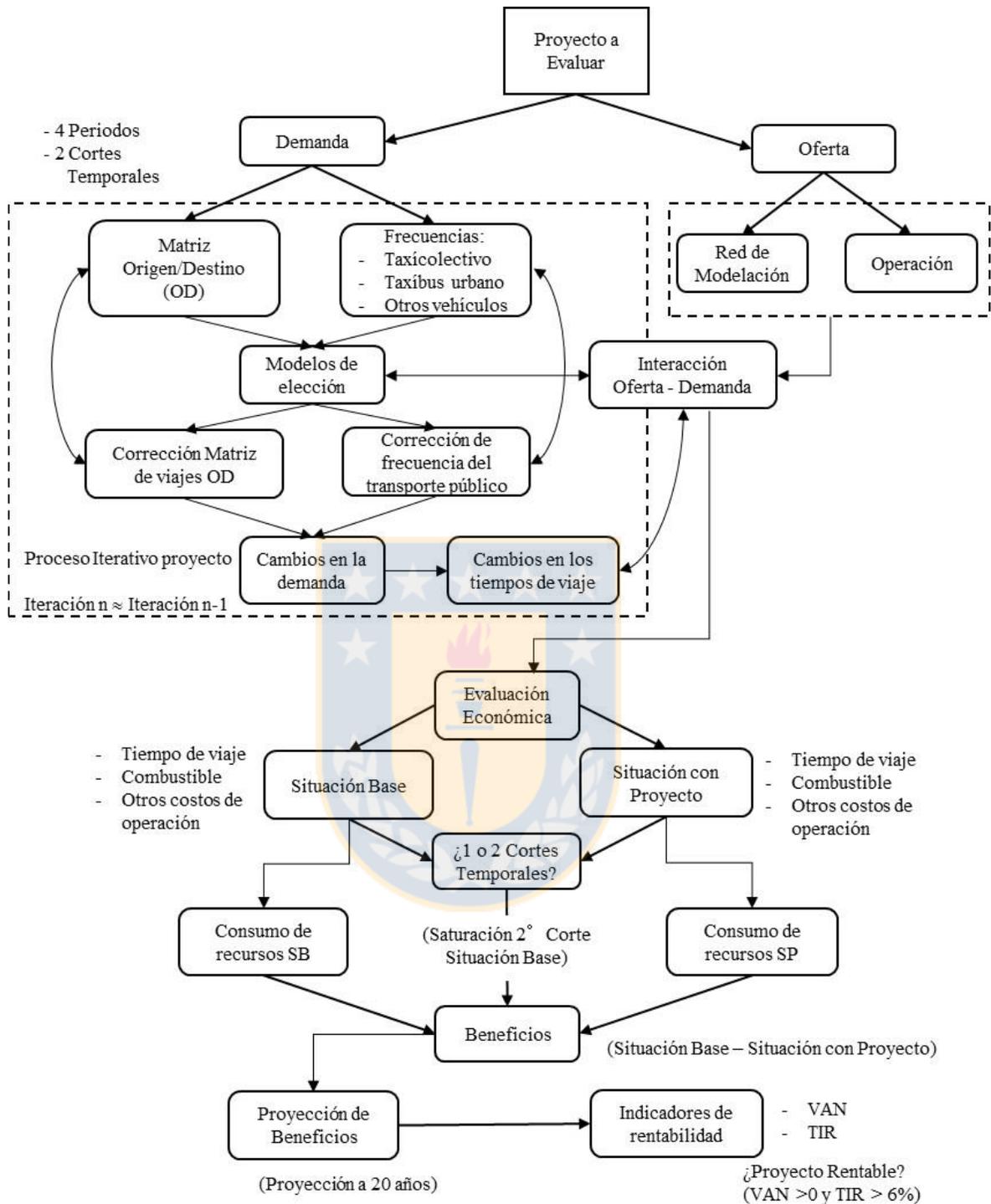


Figura 6.3 Incorporación de cambios en la demanda en la evaluación de proyectos

En la Figura 6.3, se muestra como la demanda de transporte ya no es fija, sino que, a través de los modelos de demanda, se puede ver el efecto de un proyecto de transporte en ella. Como se verá más adelante, hay ciertas consideraciones que se deben realizar para incluir cambios en la demanda

producto de un proyecto de transporte urbano y más aún, si estos cambios se basan en la inclusión de factores de personalidad de los individuos.

En el Anexo 6.3, se muestra a grandes rasgos el proceso de cambio en la demanda al considerar un modelo de elección que puede recolectar el efecto en la demanda que tiene un proyecto de transporte. Como se ve en la figura, este proceso es aplicable a cualquier modelo de elección discreta y se explica a continuación.

Con los datos proveniente de los modelos de transporte para el Gran Concepción y que son de carácter estratégico (SECTRA, 2008) y las mediciones de distintas variables de tránsito, se estimaron las matrices de viajes para el transporte privado, frecuencias para el transporte público (taxicolectivo, taxibus urbano, taxibus rural, buses interurbanos) y frecuencias para el transporte de carga (camión simple y camión articulado). Esta demanda es fija y, a diferencia de lo mostrado en la Figura 6.2, a través de los modelos de demanda y las características viales del proyecto, reflejadas a través del modelo de asignación que, este caso corresponde al modelo de asignación SATURN (Vliet, 1982) (*Simulation and Assignment of Traffic to Urban Road Networks*) se puede cambiar la demanda de transporte, tanto para el transporte privado como para el transporte público. Cabe destacar que en este proceso, la demanda total no cambia, ya que no se incluye la posible demanda inducida por el proyecto.

El proceso de corrección de la demanda de transporte en detalle en el Anexo 6.2, en donde se destacan cuatro procesos que son iterativos, ya que al cambiar la demanda, las funciones de costo incorporadas en los modelos de asignación hacen que los tiempos de viajes cambien (Vliet, 1982).

El primer paso consiste en extraer los datos de la demanda que se obtienen del proceso de evaluación de proyectos de transporte usual, en este caso el proyecto “Par Vial Collao-Novoa” (SERVIU, 2015). En este caso se extraen las matrices de viaje para el transporte privado y las frecuencias para el transporte público.

El segundo paso consiste en usar estos antecedentes y evaluarlos en los modelos de demanda. En particular, se utilizó el tiempo de viaje por modo que resulta del modelo de asignación (Vliet,

1982). Para el caso del costo del viaje, se utilizan datos de fuentes exógenas proyectadas a los diversos cortes temporales considerados (INE, 2013). Esto se realiza tanto para la situación base y situación con proyecto. Al incorporar estos antecedentes a los modelos de demanda, se obtiene la partición modal para los vehículos livianos, taxícolectivo y taxíbuses.

El tercer paso consiste utilizar estos resultados para incluirlos en el modelo de asignación (Vliet, 1982), estimando nuevas matrices de viaje para vehículos privados y nuevas frecuencias para el transporte público. Como la demanda cambió, también lo hacen los tiempos de viaje, debido a que los costos de cada ruta dependen de la demanda que utiliza las mismas. Estos resultados, nuevamente se ingresan a los modelos de elección y se repite el proceso hasta que los tiempos de viaje de las rutas entre iteraciones sucesivas sean similares. Al realizar siete iteraciones se logra una diferencia despreciable, en términos de cambio en los tiempos de viaje y de demanda de transporte.

## **6.9 Resultados corrección de la demanda**

A continuación se presentan algunos resultados del proceso de corrección de la demanda al incorporar los modelos de elección discreta.

### **6.9.1 Demanda**

A continuación, se muestran los resultados finales de incorporar los distintos modelos de elección a la demanda de transporte de los modelos de asignación. Cabe destacar que para el caso de los modos de transporte que tienen itinerario fijo (esto es taxícolectivo, taxibus, camión simple, camión articulado, taxibus rural, bus interurbano), para conocer la demanda, se utilizaron las tasas de ocupación medidas en el estudio de referencia (SERVIU, 2015).

En el caso de las demandas finales, estas se especifican según el modelo de demanda escogido. Esto se muestra entre la Tabla 6.6 a la Tabla 6.9, para los vehículos livianos (LIV), taxícolectivos (TXC), taxibuses (TXB) y otros (que incluyen camiones, buses interurbanos y buses rurales). La modificación de la demanda se realizó a través de los cambios en la partición modal a través de proporciones respecto de la demanda total. El detalle de lo anterior se muestra en Anexo 6.3.

Tabla 6.6 Demanda final modelos de demanda año 2015. Situación base (viajes/h)

Base	Clásico				Actitud y Hábito				Actitud y Hábito MIMIC			
	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT
LIV	9.309	5.685	7.129	9.810	9.557	5.656	7.115	9.860	9.777	5.767	7.226	10.021
TXC	564	552	529	645	570	558	534	652	570	558	534	652
TXB	11.487	5.779	5.751	8.381	11.234	5.651	5.624	8.196	11.014	5.540	5.514	8.035
Otros	3.875	3.567	3.197	3.024	3.875	3.718	3.332	3.151	3.875	3.718	3.332	3.151

Tabla 6.7 Demanda final modelos de demanda año 2015. Situación con proyecto (viajes/h)

Proy.	Clásico				Actitud y Hábito				Actitud y Hábito MIMIC			
	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT
LIV	7.940	4.846	6.309	8.684	8.052	4.907	6.369	8.770	8.322	5.040	6.501	8.964
TXC	563	551	528	645	554	542	519	633	559	547	524	640
TXB	12.857	6.468	6.437	9.380	12.755	6.416	6.386	9.306	12.480	6.278	6.248	9.105
Otros	3.875	3.718	3.332	3.151	3.875	3.718	3.332	3.151	3.875	3.718	3.332	3.151

Tabla 6.8 Demanda final modelos de demanda año 2020. Situación base (viajes/h)

Base	Clásico				Actitud y Hábito				Actitud y Hábito MIMIC			
	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT
LIV	11.157	6.690	8.408	11.635	11.584	6.899	8.616	11.941	11.447	6.833	8.551	11.845
TXC	612	595	573	700	625	608	586	715	618	601	579	707
TXB	12.774	6.445	6.395	9.320	12.334	6.222	6.175	8.998	12.478	6.295	6.247	9.103
Otros	4.366	4.428	3.954	3.948	4.366	4.428	3.954	3.948	4.366	4.428	3.954	3.948

Tabla 6.9 Demanda final modelos de demanda año 2020. Situación con proyecto (viajes/h)

Proy.	Clásico				Actitud y Hábito				Actitud y Hábito MIMIC			
	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT
LIV	10.012	6.111	7.834	10.799	10.193	6.205	7.927	10.933	10.537	6.375	8.096	11.181
TXC	613	597	575	702	609	592	570	697	615	598	576	704
TXB	13.918	7.021	6.968	10.154	13.741	6.932	6.879	10.025	13.391	6.756	6.704	9.770
Otros	4.366	4.428	3.954	3.948	4.366	4.428	3.954	3.948	4.366	4.428	3.954	3.948

Como se observa en estas tablas, solo fueron modificadas las demandas relacionadas a los vehículos livianos, taxicolectivo y taxibuses. Estos datos de demanda, se incorporan al modelo de asignación SATURN (Vliet, 1982), que es ampliamente utilizado para evaluar proyectos de transporte urbano a nivel táctico. Este modelo, a pesar de su extensivo uso, tiene algunas limitaciones, principalmente en lo que respecta a la demanda de transporte, que se considera fija, además de realizar diferencias entre el transporte con y sin itinerario.

### 6.9.2 Tiempos de viaje

Debido a la corrección de la demanda de transporte que se incorpora al modelo de asignación, ocurren cambios en los tiempos de viaje. Estos tiempos de viaje se modifican según la ubicación de los encuestados, ya que la demanda se corrige a nivel de zonas en el caso del transporte liviano y a nivel de frecuencias en el caso del transporte público. En la Tabla 6.10, se muestra los consumos de tiempo considerando la corrección de demanda mediante los modelos de elección discreta.

Tabla 6.10 Tiempos de viaje totales según modelos de elección (veh/h/h)

Escenario	Clásico				Actitud y Hábito				Actitud y Hábito MIMIC			
	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT
Base 2015	851	596	677	909	895	627	712	956	903	633	719	965
Base 2020	1.112	739	859	1.181	1.158	770	894	1.229	1.180	785	912	1.254
Proyecto 2015	796	572	643	835	854	614	690	896	862	620	696	905
Proyecto 2020	989	691	774	1.037	1.051	734	823	1.102	1.082	756	847	1.134

Como se observa en esta tabla, los consumos de tiempo varían respecto al escenario base que considera demanda fija. Esto se puede ver con mayor detalle en la Tabla 6.11.

Tabla 6.11 Diferencias entre los consumos de tiempo de viaje total (veh/h/h)

Año	Demanda Fija				Clásico				Actitud y Hábito				Actitud y Hábito MIMIC			
	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT	PM	FP	PMD	PT
2015	48	18	29	67	55	23	35	74	40	12	23	60	41	13	23	61
2020	116	43	79	137	123	48	84	144	107	36	71	128	99	29	65	120

Como se observa en la Tabla 6.11, hay diferencias entre los consumos de tiempo de viaje para el caso de la demanda fija y el resto de modelos de demanda. En el caso del modelo Clásico, estas diferencias aumentan en ambos cortes temporales, aspecto que difiere en los casos de la Actitud-Hábito y Actitud-Hábito MIMIC, donde las diferencias son menores.

### 6.10 Corrección de beneficios y evaluación social

Con estos antecedentes expresados anteriormente, se puede estimar tanto los consumos de tiempo, combustible y otros costos de operación considerando la corrección de la demanda según los tipos de modelos de demanda, para cada periodo y corte temporal. Para realizar la evaluación social, se

utiliza la metodología propuesta por el MESPIVU (SECTU, 1988) y el Ministerio de Desarrollo Social (MDS, 2013).

A continuación, se muestran los beneficios para cada tipo de escenario considerado, considerando el valor de la moneda nacional para el año 2014. Para mayor detalle sobre los consumos para cada modo, periodo, corte temporal y escenario de corrección de la demanda considerada, se puede consultar en Anexo 6.4.

Tabla 6.12 Beneficios tiempo de viaje según corrección de la demanda (MM\$/año)

<b>Año</b>	<b>Demanda Fija</b>	<b>Clásico</b>	<b>Actitud y Hábito</b>	<b>Actitud y Hábito MIMIC</b>
2015	647	621	686	572
2020	1.438	1.464	1.347	1.290

Tabla 6.13 Beneficios consumo de combustible según corrección de la demanda (MM\$/año)

<b>Año</b>	<b>Demanda Fija</b>	<b>Clásico</b>	<b>Actitud y Hábito</b>	<b>Actitud y Hábito MIMIC</b>
2015	106	83	121	63
2020	286	309	235	208

Tabla 6.14 Beneficios otros costos de operación según corrección de la demanda (MM\$/año)

<b>Año</b>	<b>Demanda Fija</b>	<b>Clásico</b>	<b>Actitud y Hábito</b>	<b>Actitud y Hábito MIMIC</b>
2015	164	140	173	149
2020	370	374	351	338

Los beneficios asociados a los costos de operación, son mayores en el caso del modelo clásico, pero menores en el caso de la Actitud-Hábito y Actitud-Hábito MIMIC, lo que se indicativo de que los factores de personalidad tienen un impacto negativo en los beneficios generados en un proyecto que otorga infraestructura al transporte público. Este fenómeno se debe principalmente a la disminución de beneficios de los modos pertenecientes al transporte público, ocasionado por la menor demanda que experimenta los modos taxicolectivo y microbús al considerar variables de personalidad. Caso contrario al que ocurre en el modelo Clásico, que considera un aumento en la demanda y por ende en los beneficios de los modos del transporte público de un proyecto que mejora el nivel de servicio de estos modos. A continuación, se muestran los indicadores de rentabilidad considerando los resultados mostrados anteriormente.

Tabla 6.15 Indicadores de rentabilidad según distintos modelos de demanda

<b>Indicadores</b>	<b>Demanda Fija</b>	<b>Clásico</b>	<b>Actitud y Hábito</b>	<b>Actitud y Hábito MIMIC</b>
VAN (MM\$)	6.286	7.857	4.244	3.340
VANI (MM\$)	-382	-452	-323	-508
TIR (%)	8,6	9,1	7,8	7,4
TRI (%)	4,2	3,8	4,4	3,6
IVAN (%)	28,5	35,6	19,2	15,1

Considerando estos antecedentes, se puede observar que, al considerar cambios en la partición modal, con los datos del modelo simple, los indicadores de rentabilidad aumentan en comparación al caso base. Sin embargo, al considerar el factor de personalidad de la actitud y el hábito, esta tasa interna de retorno disminuye aproximadamente en un 8% respecto de la evaluación original, lo que se puede explicar principalmente por los menores cambios en la partición modal al considerar factores de personalidad relacionados con la conducta del individuo, tales como el hábito. Por último, si adicionalmente a estas variables de personalidad se incorpora factores socioeconómicos, la tasa interna de retorno disminuye un 14% aproximadamente. Esto muestra que es relevante considerar variables socioeconómicas en conjunto con las variables de personalidad e instrumentales al realizar una evaluación social.

### **6.11 Consideraciones en la metodología de corrección**

A continuación, se resumen las consideraciones realizadas para la metodología de corrección de la demanda propuesta. Cabe destacar que estas consideraciones se basan principalmente en la insuficiencia de datos disponibles.

#### **6.11.1 Demanda de transporte a considerar**

Debido a la poca cantidad de encuestas realizadas en el sector, se considera solo la modificación de la demanda en aquellas zonas donde fueron realizadas las encuestas a hogares. A continuación, se muestra la cantidad de encuestados por zona considerada.

En Anexos 6.2, se observa principalmente las zonas residenciales y ubicadas más al Poniente de Collao se ubica el hogar de los encuestados. Esta razón hace que la modificación de la demanda solo sea en las zonas donde estén insertos los encuestados. Esta corrección de la demanda es

proporcional a la cantidad de encuestados que presentan cambios en la partición modal en esa zona, por lo que el cambio en la partición modal es a nivel zonal.

Tabla 6.16 Cantidad de encuestados por zona

Zona	Cantidad Encuestados	Zona	Cantidad Encuestados	Zona	Cantidad Encuestados
101	4	1102	18	1215	23
1021	50	1112	7	1216	38
1022	3	1113	5	1217	43
1023	6	1114	9	1218	66
1092	16	1214	16	-	-

### 6.11.2 Cambios en la demanda según periodo

Uno de los aspectos principales de la metodología de la evaluación social, es la consideración de distintos periodos del día claramente diferenciados. Para el caso de la corrección de la demanda las encuestas deberían ser diferenciadas por periodo del día. Como no se cuenta con estos antecedentes, se asume que las encuestas realizadas, que consideran el viaje más habitual por el encuestado, se realizan en los cuatro periodos de modelación considerados.

### 6.11.3 Cambios en la demanda según corte temporal

Las encuestas de preferencias reveladas tienen la particularidad de analizar las preferencias por modo actuales de los encuestados. Esta información es considerada como una “fotografía” de lo que ocurre actualmente, por lo que si el modelo resultante de esta estimación se quiere utilizar en la predicción, todos los datos exógenos deben ser actualizados. Por ello, los datos de niveles de servicio fueron actualizados al año 2015 y 2020. En particular, los tiempos de viaje fueron actualizados según el modelo de asignación del estudio de referencia (SERVIU, 2015), como dato inicial de la metodología de corrección de la demanda propuesta. En el caso de los tiempos de espera y acceso, estos se dejan sin variación, ya que se asume que, en el caso del tiempo de espera mantiene su nivel de servicio actual y que, en el caso del tiempo de acceso, se asume que no habrá cambios importantes en la localización de los hogares. Por último, en el caso de los costos de viaje, estos valores se actualizan según proyecciones del INE (INE, 2013) para el área transporte.

## 6.12 Conclusiones

Los resultados expresados en este capítulo muestran que las variables de personalidad mejoran el ajuste de los modelos y que tienen un impacto en los beneficios del proyecto de transporte debido a los cambios en la demanda.

Al considerar las variables de personalidad de la actitud y el hábito e incluirlos en la metodología de evaluación disminuyen los beneficios solo en el segundo corte, donde se experimenta un pequeño aumento en los beneficios en el primer corte, lo que se puede deber al aumento del flujo vehicular experimentado al año 2020 y al menor nivel de servicio que la infraestructura en transporte público experimenta, lo que disminuye la demanda por transporte público.

Cuando se incorpora a estas variables de personalidad, las variables socioeconómicas a través de los modelos MIMIC, el efecto en la disminución de los beneficios es mayor, debido principalmente a que los cambios en la demanda son menores. Esto ocurre tanto en el primer como segundo corte.

Cabe destacar que, en este caso no se actualizaron las variables de personalidad, ya que se considera que estas variables no cambian entre los cortes temporales considerados. Esto se debe a que las variables de personalidad dependen del comportamiento del individuo y en el caso de la actitud y hábito, estas no dependen del contexto del encuestado.

## CAPÍTULO 7 CONCLUSIONES

El proceso de toma de decisiones de los individuos en transporte, se modela como una caja negra, donde los datos de entrada son los atributos de las alternativas y las características socioeconómicas y la variable de salida es la elección observada. Esto asume que se conoce el funcionamiento interno de la caja. Sin embargo, se ha mostrado que las variables de personalidad cumplen un papel relevante en la elección de modo. La Teoría del Comportamiento Interpersonal de Triandis (TCI), puede explicar el comportamiento de los individuos detrás del proceso de elección. En este trabajo realiza una diferencia respecto a otros de la misma índole, ya que utiliza instrumentos de medición acorde a una teoría y no adaptados al estudio. La (TCI) relaciona las características de personalidad con factores contextuales en un único modelo. Según esta teoría, las variables de personalidad, como la actitud, el afecto, el hábito y los factores sociales, permiten explicar el comportamiento de los usuarios en el proceso de elección. Los modelos SEM, es un método estadístico que permite estimar variables de personalidad.

En este trabajo se usaron datos de carácter psicológico, entre otros, en relación a la elección de modo, recolectadas en el sector Collao, Concepción. Este sector se caracteriza por disponer de diversos modos y un rango de ingresos amplio, contando con individuos de diversos estratos sociales. En esta información, destaca principalmente una mayor preferencia por el transporte público y que los ingresos tienden a definir qué modo usará el encuestado.

Estas variables fueron estimadas a través de los SEM, que permiten corroborar la estructura de relaciones postulada por Triandis. Los modelos SEM se introducen a los modelos de elección, lo que se conoce como modelos híbridos de elección. Usando la estimación simultánea se desarrollaron tres modelos híbridos. El primero considera la inclusión directa de los factores de personalidad, el segundo toma en consideración los distintos años en que fueron tomadas las encuestas y el último, considera las relaciones entre los factores de personalidad y las variables socioeconómicas (MIMIC). En todos los casos, sólo el hábito y actitud fue posible de incorporar a estos modelos, resultando ambos significativos aunque fue el hábito el que obtuvo una mayor relevancia, permitiendo una mejora del modelo en comparación con uno sólo variables instrumentales. También se analizó las elasticidades de la actitud, hábito, costo dividido ingreso y tiempo de viaje, arrojando como resultado que la demanda es más inelástica cuando se incorpora

atributos de personalidad lo que demuestra la hipótesis planteada en este trabajo. Esto indicaría que el modelo clásico sobreestima los cambios en la partición modal, lo que se corrige al incorporar la actitud y el hábito.

La segunda parte de este trabajo, considera el análisis de un caso real de un proyecto que favorece el uso del transporte público, que se desarrollará en el sector donde se realizaron las encuestas. Usualmente estos proyectos se evalúan a nivel táctico, sin considerar posibles cambios en la partición modal ni en la matriz OD que usualmente producen este tipo de proyectos, por lo que, aprovechando los resultados de los modelos híbridos de elección, se corregirán estos aspectos, analizando cómo cambian los beneficios de un proyecto y por ende, los indicadores de rentabilidad.

Al comparar la evaluación original resultado del proyecto de ingeniería con la obtenida al usar el modelo de demanda simple, se observa que el VAN para el nuevo escenario aumenta alrededor de un 6% respecto al original y la TIR está muy por encima del mínimo de un 6% de rentabilidad social que exige la normativa vigente. Cabe destacar que cuando se consideran cambios en la partición modal con los datos del modelo simple habría una sobreestimación de los cambios en la distribución de modos, lo que repercute en una sobreestimación de los beneficios.

Cuando se corrigen los resultados de la evaluación económica del proyecto, según los resultados del modelo de demanda que incluye la actitud y el hábito, se puede observar que los indicadores de rentabilidad son más conservadores, ya que la TIR disminuye un 10%. Este resultado pondría en duda el paso del proyecto a ejecución, debido a que generalmente en la ejecución del proyecto aumentan los costos de inversión. Este resultado se debe a que el modelo que considera sólo variables instrumentales sobreestima los cambios en la partición modal, lo que se corrige al incorporar la actitud y el hábito como variable explicativa. En particular, en el caso del hábito, éste se caracteriza por ser un comportamiento muy arraigado en el individuo, lo que dificulta el éxito de cualquier medida que intente modificarlo. Por último, el modelo MIMIC mejora la bondad de ajuste de los modelos y tienen un mayor impacto en los cambios en la demanda y, por ende, en la rentabilidad del proyecto, ya que considera una mayor de variables que explican los viajes.

La presencia del hábito, podría afectar el resultado del proceso de toma de decisiones en materia de inversiones de transporte. En realidad, muchas de las intervenciones evaluadas utilizan modelos de demanda simples, pudiendo dar lugar a resultados no esperados una vez ejecutados, lo que ocurre generalmente en el aumento del uso del automóvil a pesar de realizar medidas que favorezcan modos más sustentables. Como se muestra en este trabajo, los resultados, tanto en los cambios en la partición modal como en la evaluación económica de un proyecto de transporte, pueden variar significativamente si se consideran los factores de personalidad.

En el proceso de incorporación de las variables de personalidad en los modelos de demanda, se encontraron dificultades en incorporar los factores de la valoración afectiva y factores sociales, debido a que la primera se refiere a sólo el modo escogido y al usado en caso de emergencia, y la segunda corresponde a características subyacentes del entorno del individuo. Sería apropiado recolectar información hacia todas las alternativas propuestas en el modelo de elección o a grupos de modo para el caso de la valoración afectiva, y relacionar los atributos de las alternativas a modelar, con el entorno social que afecta al individuo, en el caso del factor social.

En este trabajo se usaron estos modelos para el cálculo de elasticidades y en la predicción del escenario que el futuro proyecto contempla en el sector. Para corroborar estos resultados se debe contar con información de las variables en el futuro, lo que incluye a los factores de personalidad, por lo que se sugiere realizar una encuesta de preferencias declaradas, que puede medir el comportamiento del encuestado ante medidas de gestión de la demanda y hacer una encuesta del tipo *ex-post*, para analizar si la incorporación de variables de personalidad predice mejor los cambios declarados en la partición modal producto de las medidas de gestión ya realizadas. La consideración de los resultados de los modelos de elección para corregir los modelos de asignación, cambiando la matriz OD, es solo un método aproximado, ya que pueden haber formas más correctas, desde el punto de vista teórico para considerar los factores de personalidad en los procesos de evaluación, como considerar función de oferta y demanda multimodal, entre otros, para evaluar de forma más apropiada un proyecto de transporte, lo que debería ser apoyado por encuestas *ad hoc* a la problemática.

**REFERENCIAS**

Ajzen, I. (1991) The theory of planned behavior. **Organizational Behavior and Human Decision Processes**. **50**. 179-211.

Aldarete C. (2011) **El Rol de los Factores Sociales en la Elección del Modo de Transporte**. Memoria de Título Ingeniero Civil. Departamento de Ingeniería Civil. Universidad de Concepción. Concepción.

Anable, J., B. Gatersleben (2005) All work and no play? The role of instrumental and affective factors in work and leisure journeys by different travel model. **Transportation Research A**. **39**. 163-181.

Arbuckle, J. L., &W. Wothke (2001) **AMOS 6.0 user's guide**. Chicago: Smallwaters.

Bamberg, S., I. Ajzen y P. Schmidt (2003) Choice of travel mode in the theory of planned behavior: The roles of past behavior, habit, and reasoned action. **Basic and Applied Social Psychology**. **25**. 175-187.

Bagozzi, R. P., y Yi, Y. (2012) Specifications, evaluation, and interpretation of structural equation models. **Journal of the Academy of Marketing Science**, **40**. 8-34.

Baron, R. y D. Byrne (2005) **Psicología Social**. Pearson Prentice-Hall. Madrid.

Bates J. (2000) **Incorporating and valuing induced demand within the official UK cost-benefit analysis framework**. Oxford University. Noviembre 2000.

Bates J. (2003) Economic Evaluation and Transport Modelling: Theory and Practice. **10th International Conference on Travel Behaviour Research Lucerne**, 10-15. Agosto 2003

Ben Akiva, M., y Morikawa, T. (1990) Estimation of travel demand models from multiple data sources. **Proceedings 11th International Symposium on Transportation Traffic Theory**. Yokohoma, Julio 1990, Japón.

Ben Akiva, M., J. Walker., A. Bernardino, D. Gopinath, T. Morikawa. & A. Polydoropoulou (1999) **Integration of Choice and Latent Variable Models. En Mahmassani, H. (Ed.).** In Perpetual Motion: Travel Behaviour Research Opportunities and Application Challenges. Elsevier, Amsterdam.

Bentler, P. M., y Wu, E. J. C. (2002) **EQS 6 for Windows user's guide.** Encino, CA: Multivariate Software.

Bierlaire, M. (2003) **BIOGEME: A free package for the estimation of discrete choice models.** Proceedings of the 3rd Swiss Transportation Research Conference, Ascona, Switzerland.

Bradley, M.A. y Daly, A.J. (1997) Estimation of Logit models using mixed stated preference and revealed preference information. En P. Stopher y M. Lee-Gosselin (Eds.). **Understanding Travel Behaviour in an Era of Change.** Pergamon Press, Oxford.

Bolduc, D. y R. Alvarez-Daziano (2010) On estimation of hybrid choice models, in S. Hess and A. Daly (eds). Choice Modelling: The State-of-the-Art and the State-of-Practice. **Proceedings from International Choice Modelling Conference, Bingley. Emerald.** pp. 259-87.

Bollen K. A (2000) Modeling Strategies: In Search of the Holy Grail. **Structural Equation Modeling, 7(1), 74–81.**

Byrne, B. (2010) **Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and Programming.** Taylor & Francis Group. New York.

Corraliza, J. (1987) **La Experiencia del Ambiente. Percepción y Significado del Medio Construido.** Tecnos. Madrid.

Domarchi C. (2007) **Efecto del Hábito, la Valoración Afectiva y la Actitud en la elección modal. Una aplicación a personal de la Universidad de Concepción.** Memoria de Título Ingeniero Civil. Departamento de Ingeniería Civil. Universidad de Concepción. Concepción.

Egaña J., J. Ortúzar J. y L. Rizzi (2009) Inclusión de variables latentes en modelos de elección discreta para usuarios de transporte público interurbano. **Actas Vigésimo Cuarto Congreso Chileno de Ingeniería de Transporte**. Concepción. Octubre.

Engel K., H. Moosbrugger HyH. Müller (2003) **Evaluating the Fit of Structural Equation Models: Tests of Significance and Descriptive Goodness-of-Fit Measures**. Goethe University, Institute of Psychology.

Escobar M. (2008) **Análisis de la inclusión de variables psicosociales en los modelos de elección modal**. Memoria de Título Ingeniero Civil. Departamento de Ingeniería Civil. Universidad de Concepción. Concepción.

ESI (2003) **NLOGIT. Versión 3.0**. Econometric Software Inc. New York.

Fishbein, M. y Ajzen, I. (1975) **Belief, Attitude, Intention and Behavior: An Introduction to Theory and Research**. Addison-Wesley. Reading.

Galdames C. (2010) **Estudio acerca del rol de los factores psicosociales sobre la elección de modos de transporte: un enfoque de ecuaciones estructurales**. Memoria de título. Departamento de Ingeniería Civil. Universidad de Concepción, Concepción.

Gärling, T., R. Gillholm y A. Gärling (1998) Reintroducing attitude theory in travel behavior research. The validity of an interactive interview procedure to predict car use. **Transportation**. **25**. 129-146.

Gärling, T., y Friman, M. (1998) Perceived service quality attributes in public transport: Inferences from complaints and negative critical incidents. **Journal of Public Transport**, **2 (1)**. 69-91.

Gunn, H.F., y Bates, J.J. (1982) Statistical aspects of travel demand modelling. **Transportation Research**, Vol 16A, 371-382.

Hair, J., R. Anderson, R. Tatham y W. Black, (1999) **Análisis Multivariante**. Prentice Hall Iberia. Madrid.

Halpern D, Bates C, Mulgan G y Aldridge S. (2004) **Personal responsibility and changing behaviour: the state of knowledge and its implications for public policy**. Strategy Unit Discussion Paper.

IBM (2012) **SPSS Statistic. Versión 20**. International Business Machines. Chicago.

Instituto Nacional de Estadísticas (2013) **Boletín anual de índice de precios al consumidor**. Serie Historia 2008-2013. INE

Jackson, T. (2004) **Motivating Sustainable Consumption: A Review of Evidence on Consumer Behaviour and Behavioural Change**. Sustainable Development Research Network. Londres.

Jara-Díaz, S., J. Ortúzar y R. Parra (1988) Valor Subjetivo del Tiempo Considerando Efecto Ingreso en la Partición Modal. **Actas del V Congreso Paramericano de Ingeniería de Tránsito y Transporte**. Mayagüez. Puerto Rico. Julio.

Jöreskog, K., Sörbom, D. Wallentin, F. (2006) **Latent Variables Scores and Observational Residuals**. Uppsala University. Uppsala.

Kaplan, D. (2000) **Structural Equation Modeling: Foundations and Extensions**. Sage, Newbury Park, CA.

La Rosa J, R. Díaz (1991) Evaluación del autoconcepto: una escala multidimensional. **Revista Latinoamericana de Psicología**, **23**. 15-33.

Likert, R. (1934) A technique for the measurement of attitudes. **Archives of Psychology**. **140**. 1-55.

Loukopoulos, P., C. Jakobsson., T. Gärling., C. Shneider y S. Fujii (2005) Public attitudes towards policy measures for reducing private car use: evidence from a study in Sweden. **Enviromental Science & Policy**. **8**. 57-66.

Lois, D. y M. López-Sáez (2009) The relationship between instrumental, symbolic and affective factors as predictors of car use: A structural equation modeling approach. **Transportation Research Part A**. **43**. 790 – 799.

Manzano, A. y S. Zamora (2009) **Sistema de Ecuaciones Estructurales**. Centro Nacional de Evaluación para la Educación Superior, México.

Ministerio de Transportes y Telecomunicaciones (2003) **Manual de Señalización de Tránsito. Capítulo 6**. Realizado por Comisión Nacional de Seguridad de Tránsito, Chile.

Ministerio de Desarrollo Social (2013) **Metodología de Preparación y Evaluación de Proyectos de Vialidad Urbana**. Realizado por la División de Evaluación Social de Inversiones. MDS.

Ministerio de Desarrollo Social (2014) **Precios Sociales Vigentes año 2014**. Realizado por la División de Evaluación Social de Inversiones. MDS.

Murphy, K. M., and R. H. Topel. (1985) Estimation and inference in two-step econometric models. **Journal of Business and Economic Statistics**, **3**. 370–379

Nash, C., Pearce, D. and Stanley, J. (1975) An Evaluation of Cost-Benefit Analysis Criteria. **Scottish Journal of Political Economy**, **22**. 121–134.

Ortúzar, J. y L. Willumsen (2011) **Modelling Transport. 4th edition**. Wiley and Sons, Chichester.

Osgood, C., Suci, G. y Tannenbaum, P. (1976) **La Medida del Significado**. Gredos. Madrid.

Padilla, A. (2003) **Introducción a la Sociología, la Economía y las Ciencias Políticas**. ([http://fineans.usac.edu.gt/elgg/curso9/files/11/15/introduccion\\_ciencias.pdf](http://fineans.usac.edu.gt/elgg/curso9/files/11/15/introduccion_ciencias.pdf)) Visitado el 29/09/2012

Pappalettera, N. B. y A. Kepic (2005) **El Autoconcepto profesional en la formación docente**. Revista Formadores, 1-8. (<http://www.formadores.org/RFautoconcepto.pdf>) Visitado el 20/12/2013.

Pearce, D.W. and Nash, C.A. (1981) **The Social Appraisal of Projects – A Text in Cost-Benefit Analysis**. MacMillan, London.

Posey, Clay; Roberts, Tom L.; Lowry, Paul Benjamin; and Bennett, Rebecca J. (2015) Multiple Indicators and Multiple Causes (MIMIC) Models as a Mixed-Modeling Technique: A Tutorial and an Annotated Example. **Communications of the Association for Information Systems: Vol. 36, Article 11**.

Reeve, J. (1994) **Motivación y Emoción**. McGraw-Hill/Interamericana de España. Madrid.

Saiz, J. (2008) **Un estudio del consumo de cocaína en la comunidad de Madrid desde la psicología social**. Tesis de Doctorado. Departamento de Psicología Social. Universidad Complutense de Madrid. Madrid.

Schwanen T., D. Banister, J. Anable (2012) Rethinking habits and their role in behaviour change: the case of low-carbon mobility. **Journal of Transport Geography 24 (2012)**. 522–532.

Schwartz, Shalom H. (2012) **An Overview of the Schwartz Theory of Basic Values**. Online Readings in Psychology and Culture 2.

SECTRA (2011) **Mejoramiento Par Vial Collao-General Novoa**. Ministerio de Transportes y Telecomunicaciones, Chile. Realizado por TRASA Consultores Ltda.

SECTRA (2012) **Análisis de Zonas congestionadas del Gran Concepción**. Ministerio de Transportes y Telecomunicaciones, Chile. Realizado por SOLUTIVA Consultores Ltda.

SECTU (1988) **Metodología de Evaluación Social de Proyectos de Vialidad Urbana (MESPIVU)**.

SERVIU (2015) **Estudio de Ingeniería de Detalle: Mejoramiento Par Vial Collao-General Novoa**. Ministerio de Vivienda y Urbanismo, Chile. Realizado por SOLUTIVA Consultores Ltda. En desarrollo.

Sichel, V. (2012) **Estudio del Rol de los Factores Socioeconómicos y Psicológicos en la Elección del Modo: Aplicación en el Gran Concepción**. Memoria de Título Ingeniero Civil. Departamento de Ingeniería Civil. Universidad de Concepción. Concepción.

Stern, P. (1992) Psychological dimensions of global environmental change. **Annual Review of Psychology**, **43**. 269–302.

Swait J., y Louviere J. (1993) The Role of the Scale Parameter in the Estimation and Comparison of Multinomial Logit Models. **Journal of Marketing Research**, **30**. 305–314.

Triandis, H. (1977) **Interpersonal Behavior**. Brooks and Cole, Monterrey.

UK Department for Transport (2006) **An Evidence Base Review of Public Attitudes to Climate Change and Transport Behaviour. Final Report**. The Department for Transport. Realizado por Anable, J., Lane, B. y Kelay, T.

Van Vliet, D. (1982) SATURN: a model assignment model. **Traffic Engineering and Control** **20**. 296-305.

Verplanken, B., H. Aarts., A. van Knippenberg, A. y C. van Knippenberg (1994) **Attitude versus general habit: Antecedents of travel mode choice**. **Journal of Applied Social Psychology**, **24**.285-300.

Walker, J.L (2001) **Extended discrete choice models: integrated framework, flexible error structures, and latent variables**. Ph.D. Thesis, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge.

Weston, R. and Jr. Gore (2006) A Brief Guide to Structural Equation Modeling. **The Counseling Psychologist**, **34**. 719-751

## Glosario de términos

<b>Término/Acrónimo</b>	<b>Definición</b>
AGFI	Índice de bondad de ajuste corregido
CR	Change Recovery (Posibilidad de recuperación)
ER	Expected value of recovery (Valor esperado de recuperación)
FPR	First Preference Recovery (porcentaje correctamente predicho)
FP	Período Fuera de Punta
HCM	Híbrido Choice Models (Modelos híbridos de elección)
LDA	Libre Distribución Asintótica
LIV	Vehículos Livianos
LL	Log-Likelihood (Logaritmo de la verosimilitud)
LR	Log-Likelihood ratio (Razón de la verosimilitud)
MNL	Multinomial Logit (Logit Multinomial)
MIMIC	Multiple indicators and multiple cause (Modelos de múltiples indicadores y múltiple causalidad)
MDS	Ministerio de Desarrollo Social
MESPIVU	Metodología de Evaluación Social de Proyectos de Infraestructura Vial Urbana
MV	Máxima Verosimilitud
N.A.	No analizado
PD	Encuestas de Preferencias declaradas
PM	Período Punta Mañana
PMD	Período Punta Medio Día
PNFI	Índice de ajuste normalizado corregido
PR	Encuestas de Preferencias reveladas
PT	Período Punta Tarde
OCO	Otros costos de operación
RMSEA	Residuo cuadrático promedio del aproximación
SATURN	Simulation and Assignment of Traffic to Urban Road Networks
SEM	Structural Equations Models (Modelos de Ecuaciones Estructurales)
TCI	Teoría del Comportamiento Interpersonal de Triandis
TIR	Tasa Interna de Retorno
TV	Tiempo de Viaje
TXC	Taxícolectivos
TXB	Taxibuses
VAN	Valor Actual Neto
VST	Valor Subjetivo del tiempo
$\chi^2$	Chi-Cuadrado
P	p-valor

## ANEXOS

### ANEXO 2.1 Métodos estadísticos para analizar variables de personalidad

#### 2.1.1 Modelos de ecuaciones estructurales

Los modelos de ecuaciones estructurales o SEM (*Structural Equations Modelling*) son uno de los métodos multivariados que combinan diversas técnicas de reducción de variables y permite analizar, de forma simultánea, una serie de relaciones de dependencia y representar conceptos no observados (Manzano y Zamora, 2009; Weston y Gore, 2006; Hair *et al.*, 1999). Esto hace que los SEM permitan proponer el tipo y dirección de las relaciones que se espera encontrar entre las diversas variables que se analizan, para luego estimar los parámetros especificados por las relaciones propuestas a nivel teórico. Por este motivo se denominan modelos confirmatorios, ya que el interés principal es “confirmar”, las relaciones causales propuestas a partir de la teoría, cuando estas relaciones son lineales, a través del análisis de la estructura de covarianza, donde se busca encontrar los valores de los coeficientes del modelo que mejor reproducen la matriz de varianza-covarianza de las relaciones propuestas. Estas relaciones se suponen lineales y se verifican mediante pruebas estadísticas y un conjunto de indicadores, que muestran si las relaciones estudiadas tienen un buen ajuste con los datos empíricos.

##### i. Estructura de los modelos estructurales

Un modelo de ecuaciones estructurales completo consta de dos partes: un modelo de medición y un modelo estructural.

En el modelo de medición se representan las relaciones de las variables latentes (o constructos) con sus indicadores (o variables empíricas) observables, es decir esto incluye los errores que pueden afectar las mediciones y las relaciones que se espera encontrar entre los constructos cuando están relacionados entre sí. El objetivo fundamental del modelo de medida es corroborar la idoneidad de los indicadores seleccionados en la medición de los constructos de interés, es decir, que tan bien las variables observadas sirven para identificar

un constructo (Weston y Gore, 2006). En un modelo completo, hay dos modelos de medición; uno para variables independientes y otro para variables dependientes.

El modelo estructural es el modelo guía que relaciona variables independientes y dependientes (Hair *et al.*, 1999). Este modelo contiene los efectos y relaciones entre los constructos, por lo general variables latentes. El modelo estructural es similar a un modelo de regresión, pero puede contener correlaciones y bucles entre las variables, además de contener los errores en la predicción. El objetivo del modelo estructural, es distinguir a través de un marco teórico y no empírico, que variables independientes predicen cada variable dependiente.

## ii. Representación de los SEM

Los SEM pueden ser representados tanto de forma gráfica como por un sistema de ecuaciones (Zambrano y Zamora, 2009). Sin embargo, se recomienda que se comience con la representación gráfica, que se conoce comúnmente como *diagrama de trayectorias* o PATH (por sus siglas en inglés), con el objetivo de estudiar los efectos de las variables que son consideradas como causas sobre otras asumidas como efecto y permite describir con mucha facilidad la escritura de las ecuaciones que describen el modelo en análisis.

Existe una convención de como representar las distintas relaciones entre las variables que conforman el SEM. Según esta convención, las variables independientes observadas son representadas mediante un rectángulo, mientras que las variables dependientes o latentes son representadas por una elipse. Una relación causal directa entre variables, se manifiesta entre a través de una flecha unidireccional ( $\rightarrow$ ), si la relación es directa y reciproca entre variables ( $\Leftrightarrow$ ) y si hay correlación entre algunas variables, se representa mediante una flecha curva ( $\curvearrowright$ ) (Zambrano y Zamora, 2009; Weston y Gore, 2006). Cabe destacar que, todas las relaciones SEM y las del diagrama PATH, se asumen como lineales (Hair *et al.*, 1999).

Como los diagramas de trayectoria nos sirven para facilitar la escritura de las ecuaciones SEM, se debe establecer una notación básica, para cada elemento que conforman estos

modelos. La Tabla A.2.1, muestra la notación que será utilizada en el proceso de modelación en esta investigación.

Tabla A.2.1 Notación usada para la modelación estructural

Descripción	Expresión Matricial	Variable
Variable observada independiente	$X$	$X$
Variable observada dependiente	$Y$	$Y$
Coefficiente entre una variable observada y latente o entre una variable latente y observada	$\lambda$	$\Lambda$
Error asociado a la variable independiente	$\Theta_{\delta}$	$\Delta$
Error asociado a la variable dependiente	$\Theta_{\varepsilon}$	$E$
Variable latente independiente	$\xi$	$\xi$
Variable latente dependiente	$\eta$	$H$
Error asociado a la variable dependiente	$\Psi$	$\zeta$
Coefficientes entre una variable latente dependiente	$B$	$B$
Coefficientes entre una variable latente dependiente y una independiente	$\Gamma$	$\gamma$
Matriz de correlaciones asociadas a la variable latente independiente	$\Phi$	$\phi$
Matriz de correlaciones asociadas a la variable observada independiente	$\Phi_X$	$\theta$

En la Figura A.2.1 se muestra la estructura usual de los SEM, representada a través de un diagrama PATH, que incluyen el modelo estructural y los modelos de medida.

Como el SEM es un método más específico que el análisis factorial o regresión múltiple, son muchos modelos que se pueden definir como casos particulares del SEM.

Para el objetivo de esta investigación, sin embargo interesan tres; el análisis factorial confirmatorio de primer y segundo orden y el modelo general de regresión. Este último permite asociaciones complejas tanto en variables independientes como dependiente, además de permitir la inclusión de variables latentes.

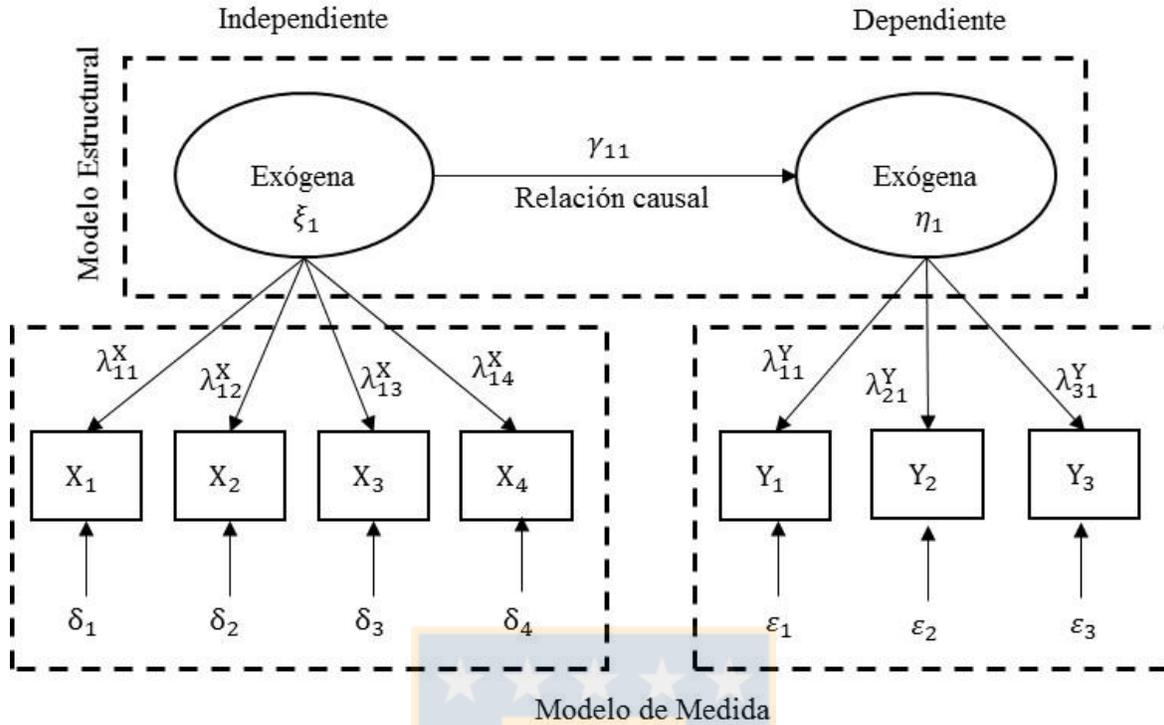


Figura A.2.1 Relaciones usuales en un Modelo Estructural

Para el objetivo de esta investigación, sin embargo interesan tres; el análisis factorial confirmatorio de primer y segundo orden y el modelo general de regresión. Este último permite asociaciones complejas tanto en variables independientes como dependiente, además de permitir la inclusión de variables latentes.

### 2.1.2 Análisis factorial confirmatorio de primer orden

Tal como se vio en la sección anterior, este modelo está orientado a confirmar la estructura sugerida por el investigador a través de explicar la correlación entre variables latentes y la asociación entre cada constructo y sus correspondientes variables observadas (Zambrano y Zamora, 2009). Este modelo solo cuenta con la ecuación de medición, ya que las relaciones entre las variables latentes solo pueden ser del tipo correlacional y como solo incluye el modelo de medida, permite corroborar la pertinencia de los indicadores que conforman la variable latente de interés. Matemáticamente el análisis factorial confirmatorio de primer orden se puede expresar matricialmente como (Zambrano y Zamora, 2009; Brown 2006):

$$X = \Lambda_x \xi + \delta, \quad (\text{A.2.1})$$

donde, gráficamente, la ecuación anterior puede ser representada según la Figura A.2.2.

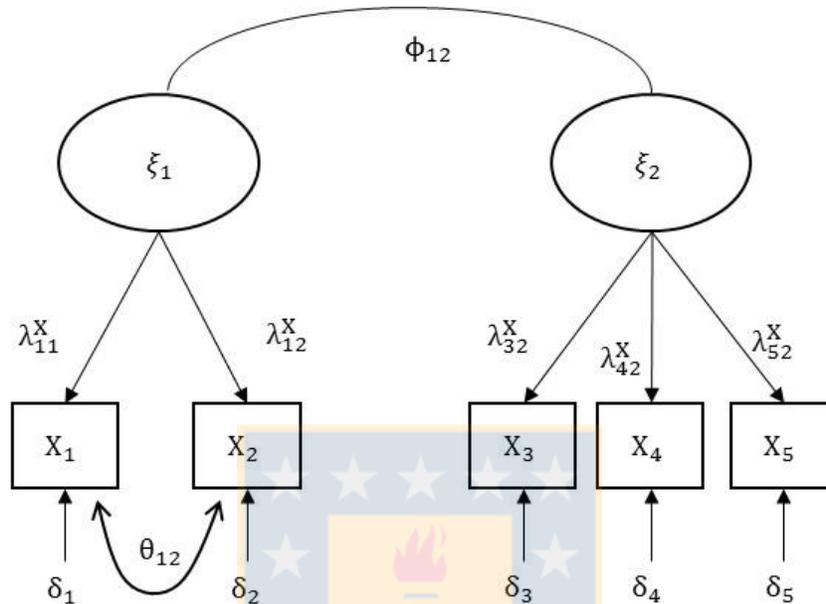


Figura A.2.2 Modelo factorial confirmatorio (adaptado de Manzano y Zamora, 2009)

### 2.1.3 Análisis factorial confirmatorio de segundo orden

Conocido también como modelo estructural de covarianzas, esta estructura se utiliza comúnmente cuando se sostiene que un constructo de mayor nivel es explicado por constructos de orden inferior (Byrne, 2010). Este modelo se puede expresar matemáticamente mediante las siguientes ecuaciones:

$$X = \Lambda_x \xi + \delta, \quad (\text{A.2.2})$$

$$\xi = \Gamma \xi + \zeta, \quad (\text{A.2.3})$$

Estas ecuaciones representan, por un lado el modelo de medición y por otro el modelo de regresión, donde se explicitan las relaciones lineales entre las variables latentes inferiores y superiores. Estas ecuaciones se pueden representar gráficamente en la Figura A.2.3:

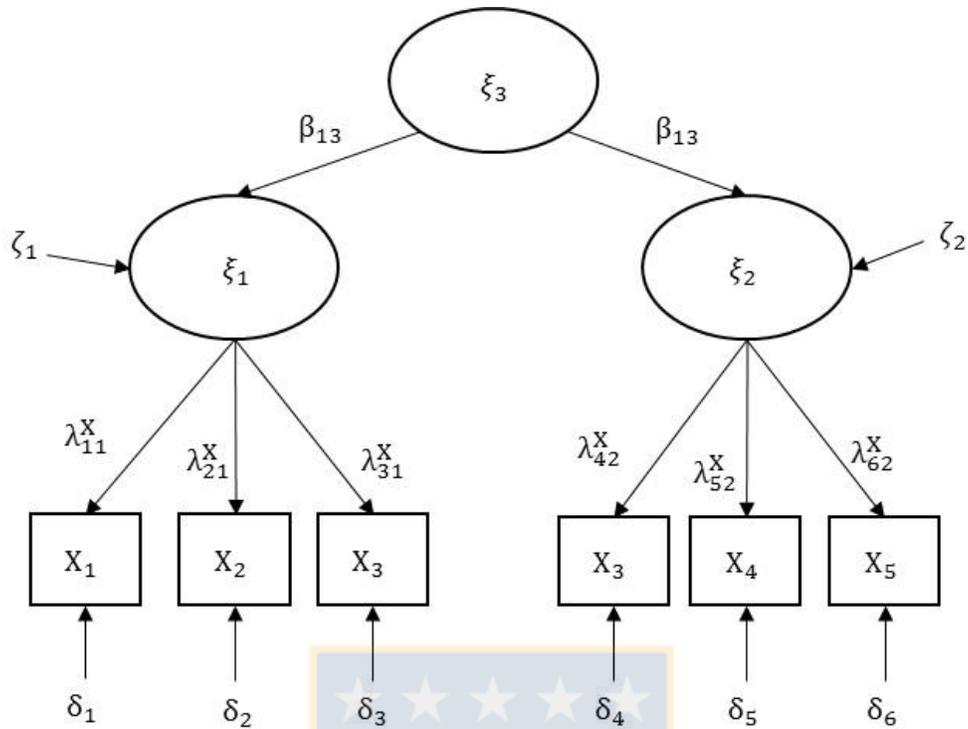


Figura A.2.3 Análisis factorial de 2º orden (adaptado de Weston y Gore, 2006)

#### 2.1.4 Modelo MIMIC

El *modelo MIMIC* (o *multiple indicators and multiple cause of a single latent variable* por sus siglas en inglés), es un caso especial del modelo estructural del tipo causal, donde las variables latentes tienen implicancias en las relaciones de las variables observadas. Es decir, la variable observable depende de la variable latente estimada (Jöreskog, *et al.*, 2006). Este modelo se puede expresar matemáticamente como (Zambrano y Zamora, 2009):

$$\eta = \Gamma X + \zeta, \quad (\text{A.2.4})$$

$$Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon, \quad (\text{A.2.5})$$

Estas ecuaciones representan el modelo de medida, que forma las variables latentes y el modelo estructural que define la relación entre las variables latentes y las variables observables. En general, este modelo se utiliza para que las variables latentes sean explicadas por las características del individuo a analizar y a su vez, las variables latentes son estimadas

a través de modelos de medición. Gráficamente, el modelo MIMIC se puede representar mediante la Figura A.2.4.

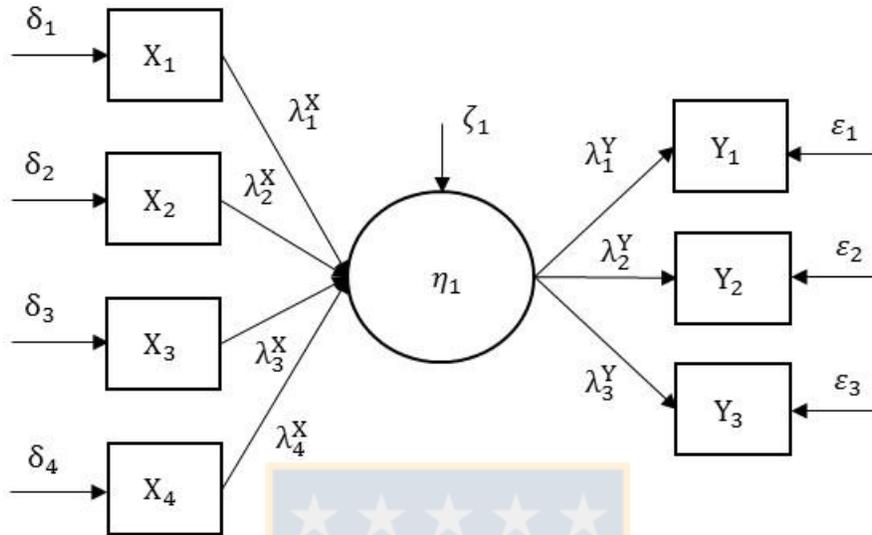


Figura A.2.4 Ejemplo de modelo MIMIC (adaptado de Zambrano y Zamora, 2009)

### 2.1.5 Modelo general de regresión estructural

En este modelo, se contiene tanto el modelo de medición como el modelo estructural. Esto supone que el investigador un modelo o una serie de ellos, donde se analiza que bondad de ajuste resulta entre los modelos propuesto y los datos del caso en análisis (Byrne, 2010). Este modelo se puede expresar a través de las siguientes ecuaciones:

i. Modelo estructural

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta, \quad (\text{A.2.6})$$

ii. Modelo de medición

$$X = \Lambda_x\xi + \delta, \quad (\text{A.2.7})$$

$$Y = \Lambda_y\eta + \varepsilon, \quad (\text{A.2.8})$$

Estas ecuaciones se pueden mostrar gráficamente a través de un análisis PATH, tal como se muestra en la Figura A.2.5.

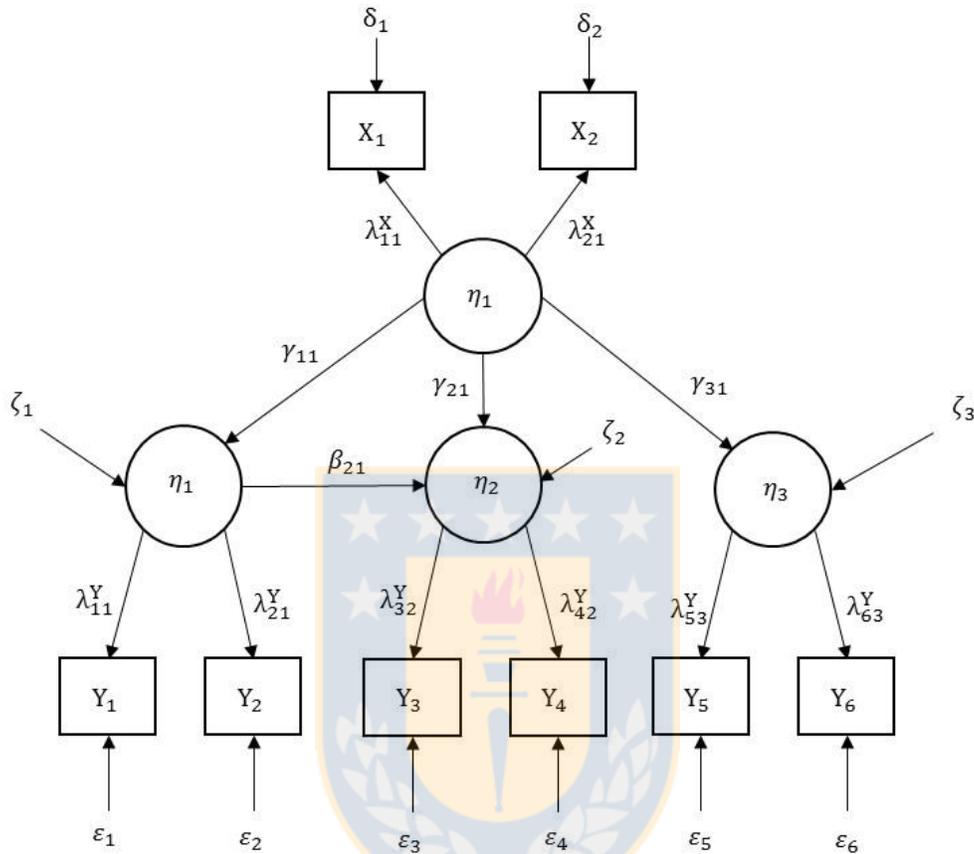


Figura A.2.5 Modelo estructural general (adaptado de Bagozzi y Yi, 2012)

### 2.1.6 Modelación en los SEM

Como los modelos estructurales se utilizan principalmente para corroborar teorías o relaciones preestablecidas, para que se puedan aplicar los modelos estructurales existen una serie de pasos, que aseguran que la estimación sea realizada en forma correcta, lo que se muestra en la Figura A.2.6. Los principales pasos a seguir para poder aplicar los SEM son: especificación, identificación, estimación, bondad de ajuste, re-especificación e interpretación de los resultados (Kaplan, 2000).

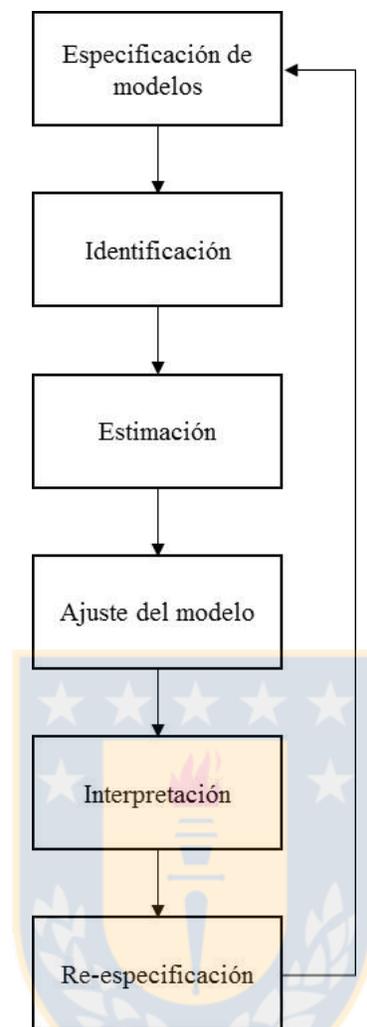


Figura A.2.6 Esquema de los pasos a seguir para la modelación SEM.

- i. Especificación: En esta fase, se plantea el modelo teórico que será sujeto a la confirmación por el SEM. Esto en relación a los efectos causales de las variables latentes y como se relacionan con los indicadores o variables observable. Cualquier relación entre variables sin especificar, se asume que es igual a cero. También en esta etapa se enuncian los supuestos estadísticos de las variables, en especial la forma de la distribución conjunta.
- ii. Identificación: En esta fase, se debe asegurar que los parámetros pueden ser estimados. El modelo está identificado si todos los parámetros lo están, es decir, que exista una solución única para cada uno de los parámetros a estimar. Existen varias reglas que aseguran que un modelo sea identificable como por ejemplo la condición de rango, que implica que el modelo tenga grados de libertad mayores o iguales a

- cero y la regla de las tres medidas, que exige que los constructos latentes tengan tres o más indicadores (Ben-Akiva *et al.*, 1999; Zambrano y Zamora, 2009).
- iii. Estimación: Implica determinar los valores de los parámetros desconocidos y su respectivo error de medición. Se analizara en detalle en la siguiente sección.
  - iv. Bondad de Ajuste: Este paso se refiere a la exactitud de los supuestos del modelo especificado para determinar si el modelo es correcto y sirve como aproximación al fenómeno real, precisando así su poder de predicción. Las medidas de bondad de ajuste pueden ser; absolutas, que miden la bondad de ajuste global del modelo (a través de la prueba  $\chi^2$ ); incrementales, que comparan el modelo propuesto con otros y ajuste de parsimonia, que permiten variar las medidas de bondad de ajuste, para comparar modelos con distintos coeficientes estimados, para así, determinar la bondad de ajuste de cada coeficiente estimado (Hair *et al.*, 1999).
  - v. Re-especificación: Difícilmente el modelo se ajusta inmediatamente. Por tanto, en esta fase, se buscan métodos para mejorar el ajuste del modelo y su relación con la teoría que busca confirmar.
  - vi. Interpretación de los resultados: Una vez re-especificado el modelo, el investigador debe analizar si sus resultados son acordes con la teoría que busca confirmar, es decir, si las relaciones propuestas son acordes o se encuentra una relación no predicha por la teoría, lo que implicaría una revisión de la teoría o de los datos usados para realizar la modelación.

### 2.1.7 Estimación de Modelos

La estimación del modelo de ecuaciones estructurales permite tener, de manera única, el valor estimado que tendrá cada parámetro libre. Como los SEM se basan principalmente en analizar la estructura de covarianza, los SEM buscan encontrar los valores de los parámetros del modelo que mejor reproducen la matriz de varianza-covarianza del modelo, es decir, que la matriz varianza-covarianza muestral ( $S$ ), proveniente de los datos, sea igual a la matriz varianza-covarianza que se asocia al modelo teórico que se quiere confirmar ( $\Sigma(\theta)$ ), es decir (Manzano y Zamora, 2009):

$$S = \Sigma(\theta), \quad (\text{A.2.9})$$

En la práctica, es difícil lograr que se cumpla la ecuación (A.2.11). Lo que se busca es buscar un estimador  $\hat{\theta}$ , de tal forma que  $S$  sea lo más parecido a  $\Sigma(\hat{\theta})$ . Para lograr que estas matrices sean lo más parecidas posible, la estimación de los coeficientes de los parámetros se realiza mediante procedimientos iterativos que minimizan las desviaciones, bajo la hipótesis de que el modelo que se plantea es correcto (Manzano y Zamora, 2009).

i. Máxima verosimilitud

El método más común de estimación es de máxima verosimilitud (ML, Maximun Likelihood). Este método requiere que el tamaño muestral sea suficiente y que el modelo contenga variables observables o indicadores que estos cumplan el supuesto de normalidad. La función objetivo de este método se muestra a continuación:

$$F_{ML} = \log|\Sigma(\theta)| + \text{tr}(S\Sigma^{-1}(\theta)) - \log|S| - p, \quad (\text{A.2.10})$$

donde,  $S$  es la matriz de covarianza empírica,  $\theta$  es el vector de parámetros y  $\Sigma(\theta)$  es la matriz de covarianzas del modelo,  $p$  es el número de variables observadas.

ii. Mínimos cuadrados ponderados

Cuando la condición de normalidad de los datos no se cumple, se puede utilizar el método de los mínimos cuadrados ponderados, WLS (*Weighted Least Squares* por sus siglas en inglés) o método de estimación distribución libre asintótica. Este método presenta ventajas con respecto al método de máxima verosimilitud, es que puede analizar variables continuas, ordinales y dicotómicas. Sin embargo, este método requiere una mayor cantidad de datos, que se incrementa con el número de indicadores usados. Su función objetivo minimiza la siguiente expresión:

$$F_{WLS} = F_{ADL} = [s - \sigma(\theta)]W^{-1}[s - \sigma(\theta)], \quad (\text{A.2.11})$$

donde,  $s$  es el vector de elementos no redundantes en la matriz de covarianzas empírica,  $\sigma(\theta)$  es el vector de elementos no redundantes en la matriz de covarianzas del modelo y  $W$  es una matriz de ponderación de dimensión  $k$  definida con  $k = \frac{p(p+1)}{2}$ , donde  $p$  el número de variables observadas.

### iii. Mínimos cuadrados generalizados (GLS)

Es un caso especial del método de estimación por mínimos cuadrados ponderados, cuando se tienen las condiciones de normalidad multivariante y el tamaño muestral es más grande, ya que el método de máxima verosimilitud es más apropiado para muestras pequeñas. Su función objetivo es:

$$F_{\text{GLS}} = \frac{1}{2} \text{tr}\{[S - \Sigma(\theta)]S^{-1}\}^2, \quad (\text{A.2.12})$$

donde,  $S$  es la matriz de covarianza empírica. Este método de estimación es recomendable cuando el modelo SEM aumenta en complejidad.

### 2.1.8 Bondad de Ajuste en los modelos estructurales

A diferencia de los modelos usuales de regresión, que se basan en constatar bajo hipótesis nula que los coeficientes del modelo de regresión sean significativos minimizando los errores entre lo observado y predicho por la regresión, los modelos estructurales también deben cuidar de que el modelo propuesto se ajuste adecuadamente a los datos. Por ello, para asegurar que el modelo estructural sea correcto, tanto en términos de bondad de ajuste y significancia de sus parámetros, se debe tener en cuenta (Weston y Gore, 2006):

- La importancia y la significancia de los parámetros a estimar.
- La varianza explicada del modelo debido a las relaciones entre las variables observadas y latentes.
- Que el modelo estructural se ajuste a los datos observados.

En el caso a) esto se puede observar viendo el valor del test-t asociado a los coeficientes de regresión del modelo estructural. En el caso b), se puede contrastar bajo hipótesis nula que la matriz de varianza y covarianza del modelo sea lo más parecida a la matriz estimada por el modelo (usando la prueba  $\chi^2$ ). Pero en el caso c) no se ha logrado una prueba estadística que evalúe que el modelo estructural se ajuste a los datos observados (Engel *et al.*, 2003; Weston y Gore, 2006). Como no hay ninguna prueba estadística que identifique que un modelo sea correcto, es necesario contar con múltiples criterios que se cumplan de forma simultánea y que no solo evalúan el ajuste del modelo, sino que también la significancia de los coeficientes y la varianza explicada por modelo. Esto se realiza a través de una serie de indicadores que entregan medidas de ajuste absolutas, incrementales y de parsimonia.

i. Medidas de ajuste absoluta

Estas medidas, determinan el grado en que el modelo globalmente (modelo de medida y estructural) predice la matriz inicial de datos (Engel *et al.*, 2003). Entre todas las medidas, destaca la prueba  $\chi^2$ .

ii. Medidas incrementales de ajuste

Estos indicadores son del tipo de descriptivas y buscan comparar modelos. Es decir, se busca una serie de indicadores que comparen la mejoría de la bondad de ajuste de un modelo con una bondad de ajuste de un modelo base, que por lo general se le conocen como nulo, que supone que las variables no están relacionadas.

iii. Medidas de ajuste de parsimonia

La parsimonia de un modelo es el grado en que alcanza ajuste para cada coeficiente. Además, los indicadores de ajuste de parsimonia sirven para comparar entre modelos alternativos.

A pesar que existen más de 30 indicadores que miden el ajuste del modelo, a continuación en la Tabla A.2.2, se muestra las medidas de ajuste más usadas.

Tabla A.2.2 Medidas de bondad de ajuste de los modelos estructurales

	<b>Medida</b>	<b>Descripción</b>	<b>Validez</b>
<b>Medidas de ajuste absolutas</b>	Chi-cuadrado $\chi^2$	Estadístico que permite contrastar si la matriz de covarianzas $\Sigma$ es igual a la matriz de covarianza de los datos S. Problemas con tamaños muestrales grandes.	Significación $p > 0,05$
	No centralidad $\chi^2/\text{gl}$	Permite corregir el problema de tamaños muestrales grandes.	$\leq 2$ Excelente $2 \leq \frac{\chi^2}{\text{gl}} \leq 5$ Bueno $> 5$ Malo
	Índice de bondad de ajuste GFI	Es una razón entre los elementos de la matriz de covarianza de los datos y la estimada.	$\geq 0,9$
	Índice de bondad de ajuste corregido AGFI	Corrección del GFI en función de los parámetros que se han de estimar.	$\geq 0,9$
	Residuo cuadrático promedio RMR	Índice basado en los promedios de las diferencias entre las varianzas y covarianzas muestrales y estimadas.	$\approx 0$
	Residuo cuadrático promedio del aproximación RMSEA	Representa la bondad de ajuste que podría esperarse si el modelo se aplica a la población.	$0,05 \leq \text{RMSEA} \leq 0,08$
<b>Medidas de ajuste incremental</b>	Índice de bondad de ajuste comparativo CFI	Corrige por el número de grados de libertad.	$\geq 0,9$
	Índice de ajuste normalizado NFI	Compara el valor del estadístico $\chi^2$ del modelo propuesto con el modelo independiente.	$\geq 0,9$
	Índice de Tucker-Lewis TLI (o NNFI)	Combina medidas de parsimonia en un índice comparativo entre modelos nulos y propuestos.	$\geq 0,9$
<b>Medidas de ajuste por parsimonia</b>	NFI corregido por parsimonia PNFI		$\approx 1$
	Número de Hoelter NH	Medida que indica si el tamaño muestral es adecuado para el modelo.	$\text{NH} \leq 75$ Malo $75 \leq \text{NH} \leq 200$ Regular $\text{NH} > 200$ Bueno
	Índice de validación cruzada esperada ECVI	Mide la discrepancia entre la matriz de covarianza del modelo estimado con respecto a otra matriz de covarianza con el mismo tamaño muestral.	$\text{ECVI} < \text{ECVI}_{\text{sat}}$ $\text{ECVI} < \text{ECVI}_{\text{ind}}$

## ANEXO 3.1 Consideraciones para la inclusión variables a los modelos de elección

### 3.1.1 Modelos MIMIC

Los modelos tipo MIMIC, tienen por principal característica que las variables observadas, tales como las variables socioeconómicas, tienen una relación causal con las variables latentes, las que a su vez tienen una relación causal con sus indicadores. En este caso, la función de utilidad se le incorpora las variables latentes  $\eta$  de forma aditiva como se ve en la siguiente expresión

$$V_{iq} = \theta x_i + \alpha \eta_i + \varepsilon_{iq}, \quad (\text{A.3.1})$$

donde  $\theta$  y  $\alpha$  son los coeficientes asociados a la variables instrumentales y variables latentes respectivamente.

En el caso de este trabajo, se analizarán la integración de modelos MIMIC en los modelos de elección, a través de la estimación secuencial y simultánea.

#### i. Estimación secuencial

En este caso, primeramente se debe estimar el modelo MIMIC a través de los modelos estructurales. Con esto se puede construir las variables latentes para cada individuo, que alimentan al modelo de elección, que se estima junto con las variables instrumentales en la segundo etapa.

Sin embargo, como los modelos MIMIC son modelos estructurales, las variables latentes poseen errores de medición, lo que provoca que los errores estándar de los coeficientes estimados en la segunda etapa resulten menores a los que realmente son, si el modelo de elección considerada que las variables latentes poseen errores de medición.

Para solucionar este problema, se propone calcular una matriz de covarianzas corregida de los coeficientes de la segunda etapa, que considere los errores de medición de las variables latentes. (Murphy y Topel, 1985).

Sea  $L_1(\theta_1)$  y  $L_2(\theta_1, \theta_2)$  las funciones de log verosimilitud de los estimadores de la primera y segunda etapa respectivamente.  $\theta_1$  y  $\theta_2$  son los vectores de coeficientes de la primera y segunda etapa respectivamente. Cabe destacar que este método es válido cuando el estimador de los coeficientes del modelo estructural es de máxima verosimilitud, donde su función es la expresada en la ecuación (A.3.2), mostrada a continuación:

$$L_1 = \ln|\Sigma(\theta)| + \text{tr}(\Sigma^{-1}(\theta)) - \ln|S| - p, \quad (\text{A.3.2})$$

En el caso del modelo de elección, la función de verosimilitud, se expresa como:

$$L_2(\theta) = \sum_{i=1}^N \sum_{q \in Q} g_{iq} \ln P_{iq}, \quad (\text{A.3.3})$$

Entonces el método propone calcular las matrices de corrección R de covarianzas de la forma:

$$R_1(\theta_1) = -E \frac{\partial^2 L_1}{\partial \theta_1 \partial \theta_1'}, \quad (\text{A.3.4})$$

$$R_2(\theta_2) = -E \frac{\partial^2 L_2}{\partial \theta_2 \partial \theta_2'}, \quad (\text{A.3.5})$$

$$R_3(\theta) = -E \frac{\partial^2 L_2}{\partial \theta_1 \partial \theta_2'}, \quad (\text{A.3.6})$$

$$R_4(\theta) = -E \frac{\partial L_1 L_2'}{\partial \theta_1 \partial \theta_2'}, \quad (\text{A.3.7})$$

donde, E representa la esperanza matemática. Por último, para calcular la matriz de varianza-covarianza corregida  $\bar{\Sigma}$  se propone la siguiente expresión matricial.

$$\bar{\Sigma} = R_2^{-1} + R_2^{-1}[R_3'R_1^{-1}R_3 - R_4'R_1^{-1}R_3 - R_3'R_1^{-1}R_4]R_2^{-1}, \quad (\text{A.3.8})$$

Cabe destacar que, tanto las matrices  $R_1$  y  $R_2$  son las inversas de las matrices de varianza y covarianza de los modelos estructurales y de elección respectivamente.

## ii. Estimación Simultánea

En este caso, se recurre a las expresiones descritas en la Tabla 2.2 , donde la probabilidad conjunta de observar la elección  $y_i$  y el conjunto de indicadores  $I$  viene dada por:

$$P(y_i = 1, I|z, x, \alpha, \theta, \Lambda_y, \Gamma) = \int_{\eta} P(y_i = 1, I|z, \eta, \alpha, \theta)g(I|\eta, \Lambda_y) h(\eta|x, \Gamma)d\eta, \quad (\text{A.3.9})$$

Por tanto, la función de verosimilitud para el total de observaciones  $N$  es

$$L_N = \prod_{n=1}^N \prod_{q \in Q} P(y_i = 1, I|z, x, \alpha, \theta, \Lambda_y, \Gamma)^{y_{in}}, \quad (\text{A.3.10})$$

$$L_N = \prod_{n=1}^N \int_{\eta} \prod_{q \in Q} P(y_i = 1, I|z, \eta, \alpha, \theta)g(I|\eta, \Lambda_y) h(\eta|x, \Gamma)d\eta, \quad (\text{A.3.11})$$

Esta ecuación, para su estimación requiere métodos de simulación para obtener su valor, ya la expresión no es cerrada y depende mucho de la distribución del error de las variables latentes.

### 3.1.2 Escalamiento de los modelos Logit

Los modelos de elección discreta, basados en la teoría de la utilidad aleatoria, asumen que los individuos buscan maximizar su bienestar, por lo que, para un individuo  $q$  escoja la alternativa  $i$  se maximice su utilidad  $U_{iq}$ . Cuando se asume que los errores  $\varepsilon_{iq}$  están

independiente e idénticamente distribuidos Gumbel con media cero y varianza  $\sigma^2$ , se obtiene la expresión típica del Logit Multinomial (Ortúzar y Willumsen, 2011). En este caso el factor de escala  $\beta$  depende de la desviación estándar de la distribución Gumbel  $\hat{\sigma}$  expresado como:

$$\beta^2 = \frac{\pi^2}{6\hat{\sigma}^2}, \quad (\text{A.3.18})$$

Como obviamente no se conoce la desviación estándar de la población, el factor  $\beta$  también es desconocido, por lo que no se puede estimar de forma separada de los coeficientes de los atributos  $\theta$ , por lo que generalmente se asume un factor de escala  $\beta$  igual a la unidad.

Cuando se tienen datos de distinta naturaleza, por ejemplo de poblaciones distintas, no es correcto asumir la misma distribución de los errores para poblaciones que son distintas, lo que pasa comúnmente cuando se combina datos del tipo PD y PR o cuando los datos recolectados tienen diferencias apreciables en características socioeconómicas. Si se estimará las utilidades de estos datos de forma separada, deberían proporcionar valores diferentes de  $\beta$ , lo que produce diferencias de “escala” en los parámetros y si se estimaría sin considerar este efecto, daría lugar a *pseudo-utilidades* y no las verdaderas utilidades, debido a que hay distintos valores de  $\beta$ , por lo que se tienen diferencias de escala en los coeficientes (Swait y Louviere, 1993).

Cabe destacar que estimar los datos de forma conjunta tiene la ventaja de aprovechar las características de todos los datos y aumentar el tamaño muestral de la estimación.

Estimar los datos que provienen de distintas fuentes, se denomina “estimación mixta”, donde los datos se denominan comúnmente datos *primarios* y *secundarios*, ya que los primeros dan información directa sobre los principales parámetros de la modelación y los secundarios dan información adicional sobre los parámetros (Ortúzar y Willumsen, 2011). Esta denominación es arbitraria dependiendo de la fuente de los datos.

Como las varianzas en este caso son distintas, una solución para poder estimar un modelo de elección con los datos conjuntos, consiste en establecer una relación entre las varianzas de estos datos (Ben Akiva y Morikawa, 1990). Si se suponen dos tipos de datos distintos, con términos de error  $\varepsilon$  y  $\eta$  respectivamente, se tiene que:

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = \mu^2 \sigma_{\eta}^2, \quad (\text{A.3.19})$$

donde,  $\mu$  se conoce como factor de escalamiento, que relaciona las varianzas de poblaciones distintas. De esta forma, se logra que error asociado a los tipos de datos tengan la misma varianza, lo que se conoce como *escalamiento de los modelos Logit*. Por lo tanto, si se tiene que  $U_{iq}^a$  representa la utilidad del tipo de dato a y  $W_{iq}^b$  la utilidad del tipo de dato b, por la ecuación xx, se puede reescribir como:

$$U_{iq}^a = V_{iq} + \varepsilon_{iq} = \theta X_{iq}^a + \alpha Y_{iq}^a + \varepsilon_{iq}, \quad (\text{A.3.20})$$

$$\mu W_{iq}^b = \mu(Y_{iq} + \eta_{iq}) = \mu(\theta X_{iq}^b + \phi Z_{iq}^b + \eta_{iq}), \quad (\text{A.3.21})$$

donde,  $\theta$ ,  $\alpha$  y  $\phi$  son los parámetros a estimar.  $X_{iq}^a$  y  $X_{iq}^b$  son los atributos comunes para ambos datos.  $Y_{iq}^a$  y  $Z_{iq}^b$  son los atributos que son distintos para ambos datos.

De las expresiones anteriores y, usando la ecuación A.3.20 y A.3.21 para cada expresión de la utilidad, es posible estimar la función de verosimilitud conjunta para el conjunto de alternativas j (Ben Akiva y Morikawa, 1990).

$$L(\theta, \mu) = \left( \prod_{q=1}^{N_a} \prod_j P_{iq}^a \right) \cdot \left( \prod_{q=1}^{N_b} \prod_j P_{iq}^b \right), \quad (\text{A.3.22})$$

Se advierte que la función de verosimilitud es no lineal, debido a que  $\mu$  multiplica a los coeficientes.

Para estimar tanto  $\mu$  como los coeficientes, se utiliza usualmente dos técnicas: Estimación simultánea usando el Logit Jerárquico (Bradley y Daly, 1997) y estimación secuencial (Ben Akiva y Morikawa, 1990).

i. Estimación simultánea usando el Logit Jerárquico

Propuesto por Bradley y Daly (1997), utiliza las definiciones anteriormente descritas. Como uno de los tipos de datos necesita solo estimar los coeficientes  $\theta$ , pero el otro tipo de datos requiere estimar  $\mu\theta$ , que claramente no es lineal, pero es fundamental para ligar los datos de distinta naturaleza. Bradley y Daly, lo resuelven a través de un modelo Logit Jerárquico.

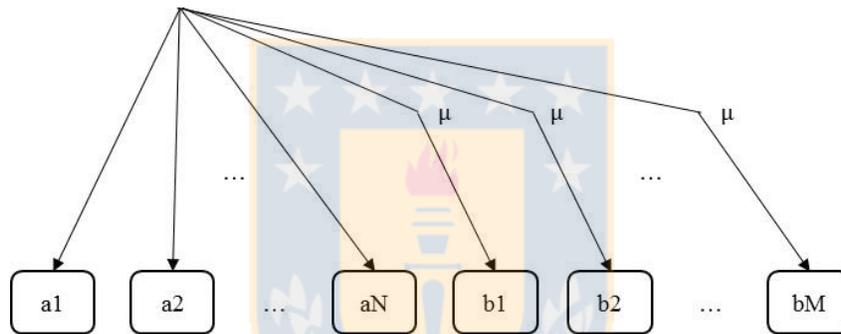


Figura A.3.1 Ejemplo de modelo logit jerárquico para la estimación simultánea

La estructura del modelo Logit Jerárquico para esta estimación, requiere aumentar de forma artificial el número de alternativas disponibles, que depende de las opciones disponibles que tenga los datos que se escalarán. Así por ejemplo, si se tienen datos de elección de dos poblaciones, una de ellas posee 4 modos y la otra posee 5 modos, la estructura de árbol del Logit Jerárquico tendrá 9 modos disponibles. Para las observaciones que son sometidas al factor de escalamiento, se tendrá una función de utilidad del tipo:

$$V_{iq}^{\text{comp}} = \mu \log \sum \exp W_{iq}^b \quad (\text{A.3.23})$$

donde,  $V_{iq}^{\text{comp}}$  representa la utilidad compuesta para cada una de las alternativas ficticias y la suma se lleva a cabo para todas las alternativas que pertenecen al nido. Como cada nido contiene solo una alternativa, se tiene que (Ortúzar y Willumsen, 2011):

$$V_{iq}^{\text{comp}} = W_{iq}^b - \eta_{iq}^b = \mu W_{iq}^b \quad (\text{A.3.24})$$

Con esta formulación, se puede obtener el valor de  $\mu$ , restringido a ser el mismo para cada una de las alternativas ficticias y como las mismas están colocadas al mismo nivel que el resto de las alternativas. Al estimar el modelo de la forma de un Logit Jerárquico, se asegura que no solo  $\mu$  se estime si no que la varianza sea uniforme en el nido. Adicionalmente, no se requiere, como sucede en el caso del Logit Jerárquico que  $\mu$  no exceda la unidad (Ortúzar y Willumsen, 2011).

## ii. Estimación Secuencial

Este método tiene la ventaja de poder generalizarse de forma más fácil a un Logit o Probit y requiere de los siguientes pasos:

**Paso 1:** Estimar un modelo de elección con uno de los datos, para obtener los estimadores de  $\mu\theta$  y  $\mu\phi$ . Con esto se debe definir una nueva variable de la forma:

$$\widehat{W}_{iq}^b = \mu\theta X_{iq}^b \quad (\text{A.3.25})$$

**Paso 2:** Estimar el siguiente modelo, incluyendo la nueva variable, con el objetivo de calcular los parámetros  $\lambda$  y  $\alpha$  de la forma:

$$U_{iq}^a = \lambda\widehat{W}_{iq}^b + \alpha Y_{iq}^a + \varepsilon_{iq}, \quad (\text{A.3.26})$$

donde,  $\lambda = 1/\mu$

**Paso 3:** Multiplicar  $X_{iq}^b$  y  $Z_{iq}^b$  por  $\mu$  para obtener un conjunto de datos del tipo b modificado. Luego se juntan los datos de estas dos fuentes y se estima un modelo de forma conjunta.

## ANEXO 4.1 Descripción de las bases de datos usadas

Se realiza una descripción de las características socioeconómicas considerando todos los datos recolectados. Al considerar los datos de todos los encuestados, los mismos se pueden dividir en dos segmentaciones disponibles: Base de datos del personal administrativo y docente de la Universidad de Concepción (UdeC) y Base de datos de usuarios del Sector Collao (Collao), en la ciudad de Concepción. Se realiza este análisis para saber si es posible utilizar todos los datos disponibles en los modelos de elección. Un resumen de las características de estas bases de datos se muestra en Tabla A.4.1.

Tabla A.4.1 Resumen de las características de las bases de datos consideradas

Base de Datos	Característica del viaje	Fecha de toma de datos.	Nº encuestas validas
Universidad de Concepción	El destino de todos los viajes es el <i>campus</i> de la Universidad.	Dos periodos entre el año 2007 y 2008	231
Collao	El origen de todos los viajes es el sector Collao en la comuna de Concepción, Chile	Dos periodos entre el año 2011 y 2012.	304
Completa	Se considera el conjunto de todos los viajes de las bases de datos anteriores	-	535

### 4.1.1 Resumen de Variables Socioeconómicas por Base de Datos

En la Tabla A.4.2, se muestra un resumen de las variables socioeconómicas desagregada según las bases de datos definidas. En esta Tabla, se muestran claras diferencias en las bases de datos definidas. En el caso del Género, hay más hombres que mujeres encuestadas (52,8%) en la base de datos de encuestados de la UdeC, lo que difiere de la base de datos de Collao, donde hay una mayor cantidad mujeres encuestadas que de hombres (50,9%).

También se puede observar que la frecuencia del rango etario es distinta en ambas muestras, donde hay una mayor proporción de encuestados más jóvenes en la base de datos de Collao (43,1%), lo que difiere de la base de datos de los encuestados de la UdeC, ya que el rango etario más frecuente, es de los 46 a 60 años (43,2%).

Tabla A.4.2 Resumen de variables socioeconómicas por base de datos

<b>Características</b>		<b>UdeC</b>	<b>Collao</b>	<b>Completa</b>
<b>Género</b>	Hombre	122	149	271
	Mujer	109	155	264
<b>Edad</b>	18-32	11	131	142
	32-46	89	63	152
	46-60	100	87	187
	60-75	31	23	54
	Promedio	48,13	37,76	42,24
	Desviación Estándar	10,43	14,21	13,71
<b>Ingreso<sup>2, 3(\$)</sup></b>	Bajo	23	194	217
	Medio	103	94	197
	Alto	105	16	121
	Promedio	1.149.493	377.986	711.104
	Desviación Estándar	658.545	374.117	642.275
<b>Tasa de Motorización</b>	0	17	75	92
	1	117	147	264
	2 o más	97	82	179
	Promedio	1,42	1,18	1,24
	Desviación Estándar	0,74	0,88	0,84
<b>Ocupación</b>	Trabajos ocasionales, oficio menor	0	13	13
	Obrero Calificado, empleado Adm.	104	108	212
	Ejecutivo Medio-Alto	127	41	168
	Dueñas de casa, cesantes, jubilados y estudiantes	0	142	142

Esto se debe principalmente a que en el caso de la muestra de la UdeC, se encuestaron a solo al personal administrativo y docente, y no a estudiantes, ya que solo una pequeña proporción de los encuestados pueden ser considerados jóvenes (4,76%).

En cuanto al Ingreso, las diferencias son más destacables, ya que en el caso de la muestra de la UdeC, la mayor cantidad de encuestados son profesionales y personal administrativo, por lo que el rango de ingreso más frecuente corresponde al ingreso alto (45,4%). En el caso de la muestra del sector Collao en Concepción, el rango de ingresos predominante es el

<sup>2</sup>El ingreso expuesto en la Tabla A.4.2, corresponde al ingreso personal, reportado por el encuestado. Cabe mencionar que en la encuesta también se reportó el ingreso familiar.

<sup>3</sup>El ingreso fue dividido en tres categorías: Bajo ]\$0 a \$400.000), Medio ]\$400.000 a \$1.000.000] y alto (mayor a \$1.000.000)

ingreso bajo (63,8%), lo que se refuerza con el promedio de ingreso de esta muestra. Esto se puede explicar con la ocupación más frecuente de esta muestra, que corresponde a personas que no trabajan.

Si se toma en cuenta la tasa de motorización, considerando el ingreso, es esperable que haya uno o más vehículos en el hogar en el caso de la muestra de la UdeC, donde gran parte de los encuestados declara tener uno o más vehículos (92,6%). En el caso de la muestra del sector Collao, si se considera los datos del ingreso, no es esperable que gran parte de los encuestados declare tener uno o más vehículos (75,3%). Pero si se analiza los datos del ingreso familiar (promedio: \$ 918.335, desviación estándar: \$ 654.747) es más razonable la relación entre el ingreso y la tasa de motorización, considerando que, según el ingreso familiar, el rango de ingreso es medio-alto.

Por último, en el caso de la ocupación, en la muestra de la UdeC considera solo administrativos y docentes, catalogados como Ejecutivo Medio-Alto y empleados administrativos, en cambio, los encuestados del sector Collao fueron personas especializadas en algún oficio, empleados administrativos o personas sin alguna ocupación.

#### **4.1.2 Estadísticos de variables socioeconómicas por base de datos**

Comparando de forma estadística las variables socioeconómicas, se desea probar si las dos muestras, provienen de una misma población. Para ello se utilizará el análisis ANOVA o la prueba de Kruskal Wallis. Para realizar el análisis ANOVA se requiere que las variables cumplan el supuesto de normalidad y de homocedasticidad, lo que se analiza con las pruebas de Kolmogorov-Smirnok y/o Shapiro Wilk y de Lévene, respectivamente. Si no se cumplen estos supuestos, se utilizará la prueba de Kruskal Wallis. En este caso nuestra hipótesis estadística será:

**H<sub>0</sub>:** Las medias de las variables socioeconómicas y sociodemográficas (Género, Edad, Ingreso Personal, Ingreso Familiar, Tasa de Motorización y Ocupación) de las muestras de

los funcionarios de la Universidad de Concepción y los habitantes del sector Collao en Concepción, pertenecen a una misma población.

**H1:** Las medias de las variables socioeconómicas presentadas anteriormente para ambas muestras, no pertenecen a la misma población.

En la siguiente tabla se muestra las pruebas de normalidad y homocedasticidad para la media de estas dos muestras.

Tabla A.4.3 Prueba de normalidad y homocedasticidad variables socioeconómicas

Variables	Base de datos	Prueba de Normalidad		Prueba de homocedasticidad	
		Estadístico	P-Value	Estadístico	P-Value
Edad	UdeC	0,07	0,01	57,48	>0,01
	Collao	0,12	>0,01		
Género	UdeC	0,36	>0,01	0,64	0,43
	Collao	0,35	>0,01		
Ingreso Personal	UdeC	0,18	>0,01	86,92	>0,01
	Collao	0,23	>0,01		
Ingreso Familiar	UdeC	0,18	>0,01	24,91	>0,01
	Collao	0,17	>0,01		
Ocupación	UdeC	0,37	>0,01	236,61	>0,01
	Collao	0,30	>0,01		
Tasa de motorización	UdeC	0,30	>0,01	0,16	0,69
	Collao	0,28	>0,01		

En el caso de la prueba de normalidad, ninguna de las variables presenta distribución normal y en el caso de la homocedasticidad, solo las variables del género y tasa de motorización mostraron tener estadísticamente varianzas iguales. Con estos resultados, es conveniente realizar la prueba de Kruskal Wallis.

Este análisis arroja que solo la variable sociodemográfica del género hace que las muestras pertenezcan a la misma población, por lo que el resto de las variables socioeconómicas no guardan relación entre las encuestas recolectadas en la UdeC o Collao. Este resultado es esperable, debido a las diferencias socio espaciales de cada lugar, donde los encuestados de la UdeC, no habitan en el sector, lo que difiere a los encuestados del sector Collao.

Tabla A.4.4 Prueba de Kruskal Wallis variables socioeconómicas

Variables	Prueba de Kruskal Wallis	
	Estadístico	P-Value
Edad	64,57	>0,01
Género	0,76	0,38
Ingreso Personal	243,11	>0,01
Ingreso Familiar	123,67	>0,01
Ocupación	37,15	>0,01
Tasa de motorización	22,82	>0,01

#### 4.1.3 Modos elegidos y modos disponibles

Las encuestas aplicadas para las distintas bases de datos, fueron aplicadas según el modo que elegido por los usuarios para realizar su viaje más frecuente. En el caso de la muestra de los encuestados de la UdeC, los modos analizados fueron, autochofer, autoacompañante, microbús y taxicolectivo y en la muestra de los encuestados del sector Collao, a los modos ya mencionados en la muestra de la UdeC, se le suma el modo caminata. En ambas bases de datos, los modos biotrán y bicicleta, son descartados por tener un bajo tamaño muestral. En la Tabla A.4.5 se muestra la partición modal de los modos elegidos por los encuestados en las bases de datos.

Tabla A.4.5 Partición modal por modo escogido por base de datos

Modos	Base de datos UdeC		Base de datos Collao		Base de datos Completa	
	Frecuencia modo escogido		Frecuencia modo escogido		Frecuencia modo escogido	
Autochofer	167	72,29%	63	20,7%	230	43,0%
Autoacompañante	23	9,96%	22	7,2%	45	8,4%
Microbús	17	7,36%	160	52,6%	177	33,1%
Taxicolectivo	24	10,39%	26	8,6%	50	9,3%
Caminata	-	-	33	10,9%	33	6,2%
Total	231	100,00%	304	100,0%	535	100,0%

Como se observa en la Tabla A.4.5, que los modos Autoacompañante, Taxicolectivo y Caminata, presentan una baja partición modal. Sin embargo, al analizar los modos disponibles, estos modos si representan una partición modal de importancia, lo que se muestra en la Tabla A.4.6.

Tabla A.4.6 Partición modal por modo disponible por base de datos

Modos	UdeC		Collao		Completa	
	Frecuencia modo disponible					
Autochofer	182	29,69%	126	14,2%	308	20,5%
Autoacompañante	143	23,33%	167	18,8%	310	20,6%
Microbús	175	28,55%	278	31,3%	453	30,2%
Taxicolectivo	113	18,43%	187	21,0%	300	20,0%
Caminata	-	-	131	14,7%	131	8,7%
Total	613	100,00%	889	100,0%	1502	100,0%

#### 4.1.4 Caracterización Socioeconómica y Modos usados

En esta sección se muestran las distintas relaciones, tanto en tablas de frecuencias como de contingencia, de las variables socioeconómicas tales como el género, la edad, el ingreso, entre otros y los modos usados por los encuestados, para ambas bases de datos.

##### i. Género y edad

En este caso, se analiza la relación entre los modos de transporte escogido y el rango etario y genero considerando las dos muestras analizadas y la base de datos conjunta. En primer se analiza la relación entre los modos de transporte, el rango etario y el género en el caso de la muestra de encuestados de UdeC, que se muestra en la Figura A.4.1.

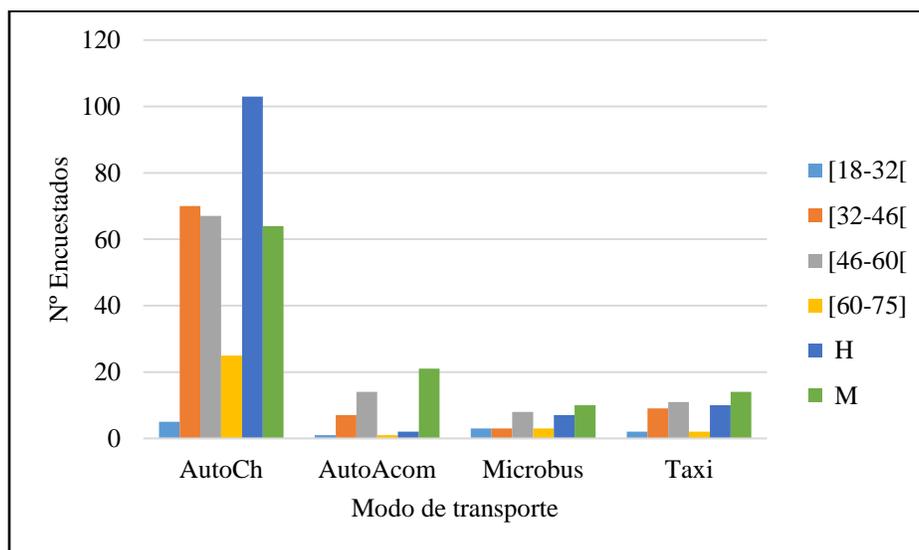


Figura A.4.1 Rango etario y género base de datos UdeC

En este caso se observa que el modo predominante es el autochofer en todas las categorías analizadas, donde existe una predominancia del rango etario entre los 32 y 46 años y los hombres usan mayormente estos modos de transporte. Cabe destacar que a pesar de que las mujeres también usan preferente el modo autochofer, de igual forma hay una porción importante de ellas que utiliza el modo autoacompañante. Estos resultados están ligados a la ocupación e ingreso de los encuestados, ya que tanto los hombres como mujeres de todas las edades utilizan el automóvil para los viajes habituales.

En el caso de la base de datos de los encuestados del sector Collao, se muestra la relación entre los modos escogidos, el rango etario y el género en la Figura A.4.2.

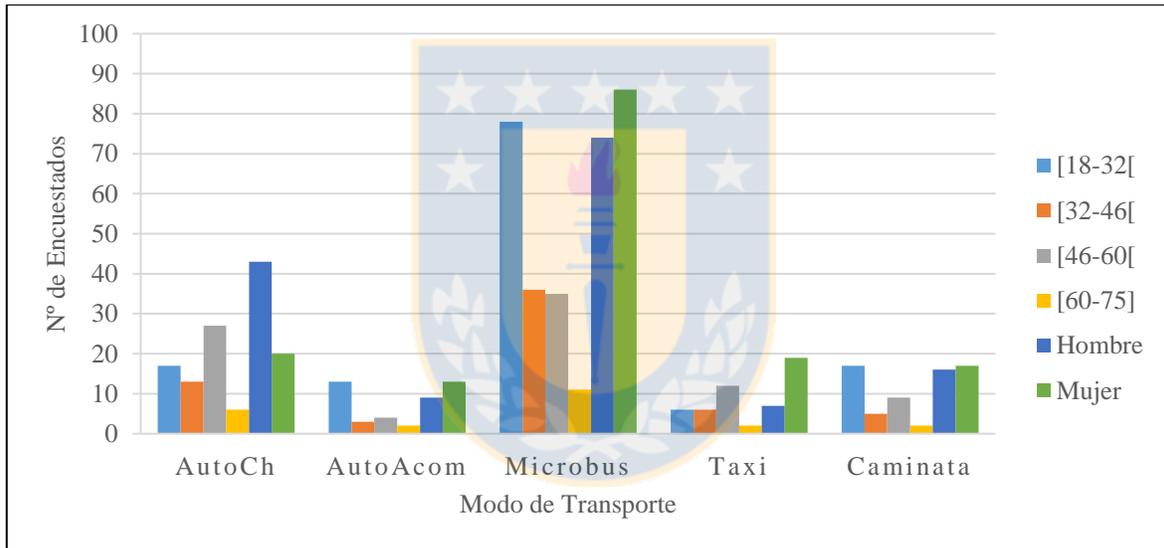


Figura A.4.2 Rango etario y género base de datos Collao

Se puede observar que, a diferencia de la base de datos de encuestados de la UdeC, se puede ver que en todos los casos, el modo predominante es el microbús, en especial para las personas con un rango entre los 18 y 32 años y para ambos géneros. También se destaca que el Autochofer como el segundo modo más utilizado, en especial para los encuestados entre los 46 y 60 años y los hombres, aunque en menor proporción que el microbús en ambos casos.

Por último, se analiza la relación entre el modo escogido, rango etario y género para todos los encuestados, lo que se muestra en la Figura A.4.3.

Cuando se analiza los datos en conjunto, se puede observar que las elecciones de modo se distribuyen entre el Autochofer y Microbús, lo que refleje el aporte de las distintas bases de datos al juntarlas, ya que en el caso de la base de datos de los encuestados de la UdeC, estos escogen el Autochofer como principal modo de transporte, a diferencia de la base de datos de los encuestados de Collao que, aunque el Microbús es el modo más utilizado, existe una parte importante de encuestados también escoge el modo Autochofer. Adicionalmente y, como se muestra en la figura anterior, los hombres son los que escogen mayormente el Autochofer, lo que se muestra mayormente en la base de datos de encuestados de la UdeC y en menor medida en los encuestados de la base de datos de Collao.

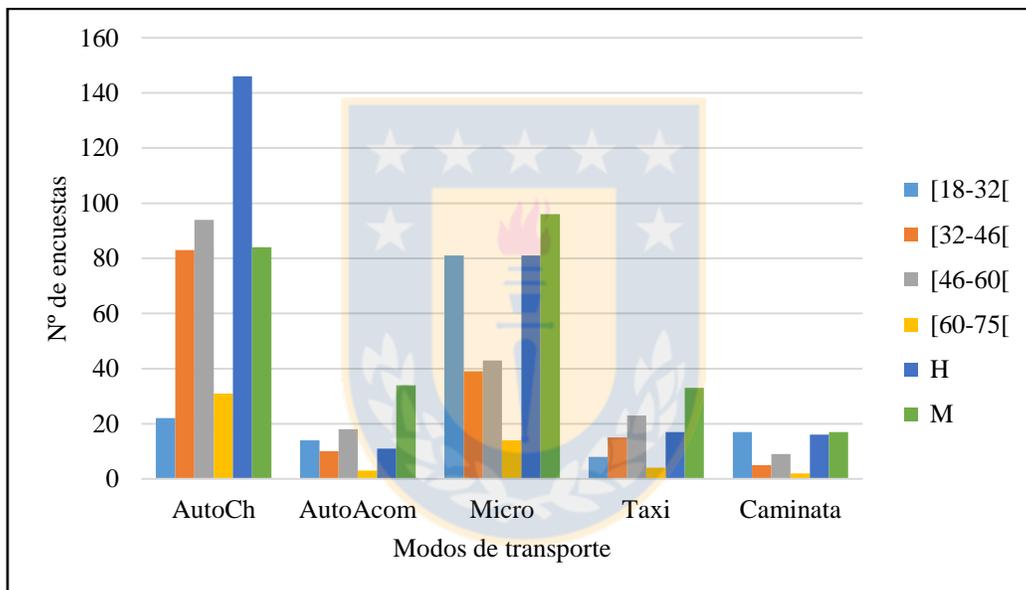


Figura A.4.3 Rango etario y género base de datos Completa

Por último, en el caso del rango etario, los rangos predominantes fueron entre 18 y 32 años y de 32 a 46 años, lo que se explica debido a que, por un lado en la base de datos de encuestados de la UdeC gran parte de los encuestados están entre los 32 y 46 años y, en el caso de la base de datos de los encuestados del sector Collao, gran parte de los encuestados están entre los 18 y 32 años.

Analizando las relaciones de forma estadística, podemos plantear las siguientes pruebas de hipótesis, que dirán si el modo escogido, guarda relación con la edad y el género. Para ello, se agrupan los modos en tres grupos: Automóvil, conformado por los modos AutoChofer y

AutoAcompañante, Transporte Público, conformado por Microbús y Taxícolectivo y caminata. Esto es debido a que el análisis por tablas de contingencia, debe tener una frecuencia mínima, para evitar que la prueba de hipótesis prediga que haya relaciones entre las variables cuando en realidad no las hay. Esto se muestra en la Tabla A.4.7.

Tabla A.4.7 Relaciones estadísticas entre el modo escogido, rango etario y género

Variable	Muestra	$\chi^2$	$\chi^2$ teórico	Gl	P-Valor	Conclusión
Edad	UdeC	7,06	7,81	3	0,07	No hay relación.
	Collao	6,02	12,59	6	0,42	No hay relación.
	Completa	55,21	12,59	6	>0,01	Si hay relación
Género	UdeC	2,58	3,84	1	0,11	No hay relación.
	Collao	7,26	5,99	2	0,03	Si hay relación.
	Completa	9,71	5,99	2	0,01	Si hay relación.
Ho	El modo de transporte escogido no tiene relación con el rango etario (género) del encuestado ( $p > \alpha = 0,05; \chi_{exp}^2 < \chi_{teo}^2$ )					
Ha	El modo de transporte escogido si tiene relación con el rango etario (género) del encuestado ( $p < \alpha = 0,05; \chi_{exp}^2 > \chi_{teo}^2$ )					

Como se puede ver en la tabla anterior, en cuanto a la edad, solo la muestra completa indica que hay una relación entre el rango etario y el modo escogido, donde la relación se basa principalmente en el rango etario entre 18 y 32 años con el transporte público y en el rango etario entre 46 y 60 con el automóvil.

En el caso de la relación entre el género y el modo escogido, la relación existe, en el caso de la muestra de los encuestados de Collao y al juntar las muestras analizadas. En este caso, las preferencias por el transporte público superan el 60% del total, con una mayor preferencia por parte de los hombres.

## ii. Ingreso

En cuanto a la información sobre el ingreso tanto personal como familiar, reportado por los encuestados en las distintas muestras, este se muestra en la Tabla A.4.8. Como se espera, la mayor parte de los encuestados de la muestra de la UdeC, pertenece al rango de ingresos medios, lo que se debe a la ocupación que reportan estos encuestados (profesionales y docentes). A diferencia de la muestra de encuestados de la UdeC, los encuestados de Collao,

se observa que la mayor proporción de encuestados con ingresos bajos y medios, representando casi un 90% del total de encuestados, lo que está ligado principalmente a la ocupación (estudiantes, dueñas de casa, jubilados y empleados administrativos).

Tabla A.4.8 Rango de ingresos por base de datos

Rango de Ingreso (m\$)	UdeC		Rango Ingreso (m\$)	Collao		Completa	
	Personal	Familiar		Personal	Familiar	Personal	Familiar
< 400	23	6	< 200	141	18	141	18
400-600	44	16	200-400	53	40	76	46
600-800	25	24	400- 600	49	70	93	86
800-1.000	34	33	600- 800	30	42	55	66
1.000-1.500	56	49	800-1.000	15	36	49	69
1.500- 2.000	31	43	1.000-1.500	11	54	67	103
2.000-2.500	10	29	1.500- 2.000	4	20	35	63
2.500-3.000	8	29	2.000-2.500	0	15	10	44
> 3.000	0	2	2.500-3.000	1	8	9	37
Ingreso Bajo (0 a 600)	67	22	> 3.000	0	1	0	3
Ingreso Medio (600-1.500)	115	106	Ingreso Bajo (0 a 200)	141	18	217	64
Ingreso Alto (>1.500)	49	103	Ingreso Medio (200-800)	132	152	197	221
Promedio (m\$)	711	1.217	Ingreso Alto (>800)	31	134	121	250
Desviación Estándar (m\$)	642	798	Promedio (m\$)	<b>378</b>	<b>918</b>	<b>711</b>	<b>1.217</b>
-	-	-	Desviación Estándar (m\$)	<b>374</b>	<b>655</b>	<b>642</b>	<b>798</b>

Por último, al considerar a todos los encuestados, la mayor proporción de encuestados, se encuentra en el rango bajo y medio a nivel del ingreso personal. En cuanto al ingreso familiar, la mayor proporción, se encuentra en el ingreso medio y alto. Estos resultados se deben simplemente a la unión de las bases de datos, donde la mayor proporción de encuestados de

ingresos bajos y medios son los de Collao, y los encuestados de ingresos altos, son los de la muestra de la UdeC.

Realizando el análisis estadístico para saber si hay una relación entre el modo disponible y el ingreso. Para ello, se agrupó el ingreso en distintas categorías para todas las bases de datos. Estas categorías se diferencian en cada base de datos, ya que fue considerando datos agrupados. Adicionalmente se creó una categoría que fuera común a todas las bases de datos para que fueran comparables los resultados.

En el caso de la muestra de encuestados de la UdeC, los resultados de la tabla de contingencia se muestran en la Tabla A.4.9.

Tabla A.4.9 Análisis de contingencia ingreso personal y modos escogidos base UdeC

Tipo	Categoría de Ingreso	Ingreso (en miles \$)	Frecuencia		Estadísticos		
			Auto	TP	$\chi^2$	$\chi^2$ teórico	p
Común	Bajo	0 a 400	14	9	16,7	5,99	<0,01
	Medio	400 a 1.000	79	24			
	Alto	>1.000	97	8			
Tres Categorías	Bajo	0 a 1.135	93	33	14,4	5,99	0,01
	Medio	1.135 a 2.054	79	8			
	Alto	2.054 a 2.974	18	0			
Cinco Categorías	Bajo	0 a 768	62	30	24,6	9,59	<0,01
	Medio Bajo	768 a 1.319	31	3			
	Medio	1.319 a 1.871	50	6			
	Medio Alto	1.871 a 2.422	29	2			
	Alto	2.422 a 2.974	18	0			

En el caso de la muestra de los encuestados de la UdeC, se puede observar que estadísticamente si existe una relación entre las categorías de ingreso y el modo de transporte ya que se cumple que  $\chi^2 > \chi^2_{teórico}$  y  $p < 0,05$ . En la primera categoría, que es común a todas las bases de datos, los ingresos medios y altos, tanto personal como familiar, utilizan principalmente el automóvil. En el caso de la segunda categoría (clasificados según datos agrupados) el automóvil es el modo que guarda una mayor relación con el rango de ingreso catalogado como bajo y medio tanto en el ingreso personal como familiar. En la tercera categoría, donde el ingreso medio tiene tres categorías, muestra una relación entre

el ingreso y el modo utilizado, ya que, aunque el automóvil sigue siendo escogido por la mayoría de los encuestados, los encuestados que eligen el transporte público están principalmente en la categoría de ingreso bajo, lo que también ocurre en el caso del ingreso familiar.

Tabla A.4.10 Análisis de contingencia ingreso familiar y modos escogidos base UdeC

Tipo	Categoría de Ingreso	Ingreso (en miles \$)	Frecuencia		Estadísticos		
			Auto	TP	$\chi^2$	$\chi^2$ teórico	p
Común	Bajo	0 a 400	2	4	33,60	5,99	<0,01
	Medio	400 a 1.000	48	25			
	Alto	>1.000	140	12			
Tres Categorías	Bajo	0 a 1.405	94	34	16,40	5,49	<0,01
	Medio	1.405 a 2.595	69	3			
	Alto	2.595 a 3.785	27	4			
Cinco Categorías	Bajo	0 a 930	29	17	32,90	9,49	<0,01
	Medio Bajo	930 a 1.644	65	17			
	Medio	1.644 a 2.357	40	3			
	Medio Alto	2.357 a 3.071	56	2			
	Alto	3.071 a 3.785	0	2			

En el caso de la muestra de los encuestados de la UdeC, se puede observar que estadísticamente si existe una relación entre las categorías de ingreso y el modo de transporte ya que se cumple que  $\chi^2 > \chi^2_{\text{teórico}}$  y p-valor<0,05. En la primera categoría, que es común a todas las bases de datos, los ingresos medios y altos, tanto personal como familiar, utilizan principalmente el automóvil. En el caso de la segunda categoría (clasificados según datos agrupados) el automóvil es el modo que guarda una mayor relación con el rango de ingreso catalogado como bajo y medio tanto en el ingreso personal como familiar. En la tercera categoría, donde el ingreso medio tiene tres categorías, muestra una relación entre el ingreso y el modo utilizado, ya que, aunque el automóvil sigue siendo escogido por la mayoría de los encuestados, los encuestados que eligen el transporte público están principalmente en la categoría de ingreso bajo, lo que también ocurre en el caso del ingreso familiar.

Tabla A.4.11 Análisis de contingencia ingreso personal y modos escogidos base Collao

Tipo	Categoría de Ingreso	Ingreso (en miles \$)	Frecuencia			Estadísticos		
			Auto	TP	Cam	$\chi^2$	$\chi^2$ teórico	P-Valor
Común	Bajo	0 a 400	29	135	30	54,60	9,49	<0,01
	Medio	400 a 1.000	44	47	3			
	Alto	>1.000	12	4	0			
Tres Categorías <sup>4</sup>	Bajo	0 a 983	73	182	33	20,00	9,49	0,01
	Medio	983 a 1.867	9	4	0			
	Alto	1.867 a 2.750	3	0	0			
Cinco Categorías <sup>3</sup>	Bajo	0 a 630	46	166	31	51,10	18,30	<0,01
	Medio Bajo	630 a 1.160	27	16	2			
	Medio	1.160 a 1.690	8	3	0			
	Medio Alto	1.690 a 2.220	3	1	0			
	Alto	2.220 a 2.750	1	0	0			

Tabla A.4.12 Análisis de contingencia ingreso familiar y modos escogidos base Collao

Tipo	Categoría de Ingreso	Ingreso (en miles \$)	Frecuencia			Frecuencia		
			Auto	TP	Cam	$\chi^2$	$\chi^2$ teórico	p
Común	Bajo	0 a 400	4	49	5	55,00	9,49	<0,01
	Medio	400 a 1.000	30	92	26			
	Alto	>1.000	51	45	2			
Tres Categorías <sup>3</sup>	Bajo	0 a 1.148	34	141	31	48,30	9,49	<0,01
	Medio	1.148 a 2.196	36	37	1			
	Alto	2.196 a 3.244	15	8	1			
Cinco Categorías	Bajo	0 a 729	24	118	23	39,20	18,30	<0,01
	Medio Bajo	729 a 1.358	36	51	8			
	Medio	1.358 a 1.986	10	9	1			
	Medio Alto	1.986 a 2.615	9	5	1			
	Alto	2.615 a 3.244	6	3	0			

Como se observa en las tablas anteriores, en todos los casos se observa una relación entre el modo de transporte escogido y los rangos de ingresos. A diferencia de la muestra de los encuestados de la UdeC, en la categoría en común, estos encuestados ubicados en el rango catalogado como de ingresos bajos, escogen el transporte público como modo de transporte,

<sup>4</sup>En estas categorías, la frecuencia esperada es menor a 5, por lo que el estadístico  $\chi^2$  puede estar sobreestimado. Las categorías se analizaron de todas formas, para mantener la consistencia en todas las bases de datos y comúnmente se acepta que un 20% de las casillas no cumplan con la frecuencia esperada, que se cumple en todos los casos.

aunque esto cambia cuando se considera el ingreso familiar, ya que la mayor proporción de encuestados se encuentra en la categoría de ingresos medios. En el caso de la segunda categoría, en cuanto a los ingresos personales, una proporción de los encuestados que escogió el transporte público se encuentra en el ingreso bajo, aunque en este caso, también hay una parte importante de los encuestados que manifiesta escoger el automóvil como modo de transporte, lo que es contradictorio, ya que es esperable que los ingresos medios y altos, sean los que más escojan el modo de transporte. Esto se repite en la última categoría, destacando que el modo caminata, preferentemente se encuentra en el rango de ingreso bajo.

Ahora, en las siguientes tablas se muestra el análisis estadístico de la relación entre el ingreso y los modos disponibles para la base de datos completa.

Tabla A.4.13 Análisis contingencia ingreso personal y modos escogidos base Completa

Tipo	Categoría Ingreso	Ingreso (en m\$)	Frecuencia			Frecuencia		
			Auto	TP	Cam	$\chi^2$	$\chi^2$ teórico	p
Común	Bajo	0 a 400	43	144	30	178,30	9,49	<0,01
	Medio	400 a 1.000	123	71	3			
	Alto	>1.000	109	12	0			
Tres Categorías	Bajo	0 a 1.058	166	215	33	95,10	9,49	<0,01
	Medio	1.058 a 2.016	90	12	0			
	Alto	2.016 a .2974	19	0	0			
Cinco Categorías	Bajo	0 a 675	90	189	31	158,50	18,30	<0,01
	Medio Bajo	675 a 1.250	82	29	2			
	Medio	1.250 a 1.824	53	7	0			
	Medio Alto	1.824 a 2.399	31	2	0			
	Alto	2.399 a 2.974	19	0	0			

Como se observa en las tablas anteriores, la prueba  $\chi^2$  indica que si hay una relación entre el modo de transporte usado y el rango de ingreso al que pertenece el encuestado. En el caso del ingreso personal, las diversas categorías indican que los usuarios del automóvil, se concentran en el rango de ingresos bajos y medios y, en el caso del transporte público y caminata, los usuarios se concentran en el ingreso bajo. En particular, la categoría en común para todas las bases de datos indica que los ingresos medios y altos se concentran el uso del automóvil como modo escogido, en cambio los encuestados que usan el transporte público pertenecen al rango de ingreso bajo y medio. Lo mismo ocurre en el caso del ingreso

familiar, excepto en la categoría en común para todas las bases de datos, donde el transporte público es mayormente usado por encuestados con un nivel de ingresos medio.

Tabla A.4.14 Análisis contingencia ingreso personal y modos escogidos base Completa

Tipo	Categoría Ingreso	Ingreso (en m\$)	Frecuencia Ingreso Familiar			Estadísticos		
			Auto	TP	Cam	$\chi^2$	$\chi^2$ teórico	p
Común	Bajo	0 a 400	6	53	5	139,78	9,49	<0,01
	Medio	400 a 1.000	78	117	26			
	Alto	>1.000	191	57	2			
Tres Categorías	Bajo	0 a 1.058	102	188	31	125,33	9,49	<0,01
	Medio	1.058 a 2.016	140	32	2			
	Alto	2.016 a 2.974	33	7	0			
Cinco Categorías	Bajo	0 a 675	54	139	23	134,18	18,30	<0,01
	Medio Bajo	675 a 1.250	100	64	8			
	Medio	1250 a 1.824	56	17	1			
	Medio Alto	1.824 a 2.399	65	4	1			
	Alto	2.399 a 2.974	0	3	0			

### iii. Ocupación

La ocupación de los encuestados, desagregada según las bases de datos utilizadas en este trabajo, se clasifica en nueve categorías, que se muestran en la Tabla A.4.15. En esta tabla, solo hay dos tipos de ocupación: Empleados Administrativos y Ejecutivo medio. En este último, se incluye a los profesionales y docentes de la Universidad.

Para la muestra de los encuestados del barrio Collao en Concepción, las ocupaciones predominantes son las que no son remuneradas, como los estudiantes y dueñas de casa.

Cuando se juntan a todos los encuestados, se tiene que las principales ocupaciones corresponden a empleados administrativos y ejecutivos medios, aspecto que es predominante para los encuestados de la UdeC.

Tabla A.4.15 Frecuencia de la ocupación de los encuestados

Ocupación	N° Observaciones			Frecuencia		
	UdeC	Collao	Completa	UdeC	Collao	Completa
Trabajos ocasionales	-	8	8	-	2,6%	1,5%
Oficio menor	-	5	5	-	1,6%	0,9%
Obrero calificado	-	26	26	-	8,6%	4,9%
Empleado Administrativo	104	82	186	45,0%	27,0%	34,8%
Ejecutivo medio	127	37	164	55,0%	12,2%	30,7%
Alto ejecutivo	-	4	4	-	1,3%	0,7%
Dueñas de casa y cesantes	-	47	47	-	15,5%	8,8%
Jubilados	-	12	12	-	3,9%	2,2%
Estudiantes	-	83	83	-	27,3%	15,5%

También se muestra en la Tabla A.4.16, el rango etario de los encuestados y la ocupación más frecuente de los mismos. En esta se muestra, los nueve tipos de ocupación se agregaron en cuatro tipos de ocupaciones. Ocupación 1, que incluye a los trabajos ocasionales y oficios menores, Ocupación 2, que incluye a los obreros calificados y empleados administrativos, Ocupación 3, que incluye a los ejecutivos (de medios y altos ingresos) y la Ocupación 4, que incluye a las dueñas de casas, cesantes, jubilados y estudiantes.

Tabla A.4.16 Rango etario y ocupación de los encuestados

Edad	Ocupación más frecuente (Cantidad)			Ocupación más frecuente (Tipo)		
	UdeC	Collao	Completa	UdeC	Collao	Completa
[18-32[	8	92	92	Ocupación 2	Ocupación 4	Ocupación 4
[32-46[	47	30	77	Ocupación 2	Ocupación 2	Ocupación 2
[46-60[	60	47	87	Ocupación 3	Ocupación 2	Ocupación 2
[60-75]	22	14	24	Ocupación 3	Ocupación 4	Ocupación 3

Los resultados indican que la principal ocupación corresponde a obreros calificados y empleados administrativos, que principalmente se distribuyen en el rango etario entre los 32 y 46 años para todas las base de datos analizados. Cabe destacar que hay diferencias entre las bases de datos de los encuestados de la UdeC y Collao, ya que por un lado, la ocupación de los encuestados de la UdeC es principalmente empleados administrativos y ejecutivos (profesionales), en cambio la ocupación de los encuestados del barrio Collao es más heterogénea, habiendo distintas ocupaciones por rango etario.

Al analizar estadísticamente la relación entre la ocupación y el modo escogido de transporte, para las tres bases de datos, como se muestra en la Tabla A.4.17, se muestra estadísticamente diversas relaciones entre la ocupación reportada por los encuestados y el modo escogido.

En el caso de los encuestados de la UdeC, solo se reportan dos ocupaciones, que están relacionadas con el modo escogido de transporte y el estadístico  $\lambda$  indica que la ocupación como variable dependiente, tiene poco efecto en la predicción del modo de transporte escogido, es decir, la ocupación de los encuestados, tiene poca influencia en la elección de modo.

En el caso de la base de datos de Collao, se presentan resultados similares, ya que el estadístico  $\chi^2$  indica que si hay relación entre la ocupación y el modo escogido, aunque no es significativa y, al igual que la base de datos de la UdeC, si se considera la ocupación como variable dependiente, tiene poca influencia en el modo escogido, aunque si la dependencia es significativa. Lo mismo ocurre si el modo escogido es la variable dependiente, aunque su influencia es menor que en el caso de la ocupación.

Tabla A.4.17 Relaciones estadísticas entre la ocupación del encuestado y tipo de modo

Base de datos	Ocupación	Tipo de Modo			Estadísticos		
		Auto	TP	Cam	Tipo	Valor	p
UdeC	2	75	29	-	$\chi^2$	13,30	<0,01
					$\lambda_{sim}$	0,12	0,01
	3	115	12	-	$\lambda_{ocup\_dep}$	0,16	0,01
					$\lambda_{tipo\ modo\_dep}$	-	-
Collao	1	1	11	1	$\chi^2$	51,50	<0,01
					$\lambda_{sim}$	0,11	<0,01
	3	26	15	0	$\lambda_{ocup\_dep}$	0,12	0,01
					$\lambda_{tipo\ modo\_dep}$	0,09	0,08
4	19	99	24	V de Cramer	0,29	<0,01	
Completa	1	1	11	1	$\chi^2$	176,40	<0,01
					$\lambda_{sim}$	0,24	<0,01
	3	141	27	0	$\lambda_{ocup\_dep}$	0,16	0,02
					$\lambda_{tipo\ modo\_dep}$	0,35	<0,01
4	19	99	24	V de Cramer	0,41	<0,01	

Por último, al unir las base de datos, se muestra que si hay una relación entre la ocupación y el modo escogido ( $\chi^2 > \chi^2_{teórico}$ ). Por lo tanto, se recurre a los estadísticos  $\lambda$  y  $V$  de Cramer, que indican que si hay una asociación de importancia entre la ocupación y el modo escogido, en particular cuando se considera el modo escogido como variable dependiente.

#### iv. Tasa de motorización

En el caso de la tasa de motorización, se analiza si existe alguna relación esta variable y el modo escogido, además de analizar si esta, guarda relación con el ingreso del encuestado. Para cada muestra analizada, los resultados se muestran en la Tabla A.4.18.

Como se observa en la siguiente tabla, la mayor proporción de encuestados reporta poseer solo un vehículo en el hogar, en todas las muestras analizadas o visto de otra forma entre un 76% y 92% aproximadamente de los encuestados en las distintas bases de datos manifiesta tener al menos un auto en el hogar. Por este motivo, adicionalmente de analizar la relación descrita anteriormente, se analizara si tener algún vehículo en el hogar, influye en los modos disponibles que los encuestados declaran tener.

Tabla A.4.18 Tasa de motorización por base de datos

Nº Vehículos	Base de datos UdeC		Base de datos Collao		Base de datos Completa	
	Nº	Frecuencia (%)	Nº	Frecuencia (%)	Nº	Frecuencia (%)
0	17	7,36%	75	24,67%	92	17,20%
1	117	50,65%	147	48,36%	264	49,35%
2	79	34,20%	55	18,09%	134	25,05%
3 o más	18	7,79%	27	8,88%	45	8,41%
Promedio	1,42		1,11		1,24	
Desviación Estándar	0,74		0,88		0,83	

En el caso de la relación estadística entre los modos escogidos y la tasa de motorización, los resultados se muestran en la Tabla A.4.19.

Tabla A.4.19 Relación estadística entre la tasa de motorización y tipo de modo escogido

Base de datos	Nº Veh.	Frecuencia			Estadísticos		
		Auto	TP	Cam	Tipo	Valor	p
UdeC	0	1	46	-	$\chi^2$	77,34	<0,01
	1	98	19	-	$\lambda_{sim}$	0,09	<0,01
	2	75	4	-	$\lambda_{tm\_dep}$	<0,01	-
	3 o +	16	2	-	$\lambda_{tipo\ modo\_dep}$	0,38	<0,01
					V Cramer	0,58	<0,01
Collao	0	1	62	12	$\chi^2$	52,01	<0,01
	1	41	90	16	$\lambda_{sim}$	0,03	0,30
	2	27	24	4	$\lambda_{tm\_dep}$	<0,01	-
	3 o +	16	10	1	$\lambda_{tipo\ modo\_dep}$	0,08	0,30
					V Cramer	0,29	<0,01
Completa	0	2	78	12	$\chi^2$	129,43	<0,01
	1	139	109	16	$\lambda_{sim}$	0,14	<0,01
	2	102	28	4	$\lambda_{tm\_dep}$	<0,01	-
	3 o +	32	12	1	$\lambda_{tipo\ modo\_dep}$	0,29	<0,01
					V Cramer	0,35	<0,01

En todos los casos analizados, la mayor parte de los encuestados que posee 1 o 2 vehículos en el hogar, señalan usar el mismo modo, y que estadísticamente, tener un vehículo en el hogar posibilita que el modo escogido sea el automóvil.

Tabla A.4.20 Relación estadística entre la disponibilidad de auto y la tasa de motorización

Base de datos	Nº Veh.	Frecuencia		Estadísticos		
		Sin Auto	Con Auto	Tipo	Valor	p
UdeC	0	13	4	$\chi^2$	108,40	<0,01
	1	6	111	$\lambda_{sim}$	0,12	0,04
	2	0	79	$\lambda_{tm\_dep}$	0,06	0,11
	3 o +	1	17	$\lambda_{disp\_auto\_dep}$	0,45	0,03
				V Cramer	0,69	<0,01
Collao	0	43	32	$\chi^2$	66,26	<0,01
	1	22	125	$\lambda_{sim}$	0,14	0,03
	2	3	52	$\lambda_{tm\_dep}$	0,13	0,01
	3 o +	3	24	$\lambda_{disp\_auto\_dep}$	0,16	0,20
				V Cramer	0,47	<0,01
Completa	0	56	36	$\chi^2$	155,86	<0,01
	1	28	236	$\lambda_{sim}$	0,13	<0,01
	2	3	131	$\lambda_{tm\_dep}$	0,10	<0,01
	3 o +	4	41	$\lambda_{disp\_auto\_dep}$	0,22	<0,01
				V Cramer	0,30	<0,01

Por último, se analizó de forma estadística, la relación entre la tasa de motorización y el ingreso reportado por el encuestado, tanto personal como familiar, lo que se muestra en la Tabla A.4.21 y Tabla A.4.22.

Estos resultados corroboran la relación entre el ingreso y la tasa de motorización, aunque en este caso se esperaría una mayor fuerza en esta relación, ya que los indicadores de V de Cramer no superan el 40%, tanto en el ingreso personal como familiar.

En cuanto a la frecuencia observada de los encuestados, destaca las diferencias entre las bases de datos de la Universidad de Concepción y del sector Collao, ya que un mayor número de encuestados de la Universidad de Concepción posee más de un automóvil y esta tendencia aumenta a un mayor ingreso. En cambio, los encuestados del sector Collao la mayor concentración de automóviles en el hogar se concentra en los ingresos medios, aunque la tendencia de tener más de un automóvil es más notoria a mayores ingresos.

Tabla A.4.21 Relación estadística entre el ingreso personal y la tasa de motorización

Base de datos	N° Veh.	Ingreso Personal (\$/1000)			Estadísticos		
		0 a 400	400 a 1.000	>1.000	Tipo	Valor	p
UdeC	0	5	11	1	$\chi^2$	37,28	<0,01
	1	15	61	41	$\lambda_{sim}$	0,18	0,01
	2	2	23	54	$\lambda_{tm\_dep}$	0,11	0,18
	3 o +	1	8	9	$\lambda_{ingp\_dep}$	0,24	<0,01
					V Cramer	0,28	<0,01
Collao	0	62	13	0	$\chi^2$	34,10	<0,01
	1	95	46	6	$\lambda_{sim}$	0,03	0,32
	2	21	28	6	$\lambda_{tm\_dep}$	<0,01	-
	3 o +	16	7	4	$\lambda_{ingp\_dep}$	0,06	0,32
					V Cramer	0,24	<0,01
Completa	0	67	24	1	$\chi^2$	97,37	<0,01
	1	110	107	47	$\lambda_{sim}$	0,09	<0,01
	2	23	51	60	$\lambda_{tm\_dep}$	0,05	0,21
	3 o +	17	15	13	$\lambda_{ingp\_dep}$	0,12	<0,01
					V Cramer	0,30	<0,01

Tabla A.4.22 Relación estadística entre el ingreso familiar y la tasa de motorización

Base de datos	N° Veh.	Ingreso Familiar (\$/1000)			Estadísticos		
		0 a 400	400 a 1.000	>1.000	Tipo	Valor	p
UdeC	0	2	13	2	$\chi^2$	59,95	<0,01
	1	4	51	62	$\lambda_{sim}$	0,11	0,07
	2	0	,6	73	$\lambda_{tm\_dep}$	0,10	0,34
	3 o +	0	3	15	$\lambda_{ingf\_dep}$	0,14	<0,01
					V Cramer	0,36	<0,01
Collao	0	22	49	4	$\chi^2$	60,97	<0,01
	1	32	71	44	$\lambda_{sim}$	0,07	0,01
	2	3	21	31	$\lambda_{tm\_dep}$	<0,01	-
	3 o +	1	7	19	$\lambda_{ingf\_dep}$	0,14	0,01
					V Cramer	0,32	<0,01
Completa	0	24	62	6	$\chi^2$	134,93	<0,01
	1	36	122	106	$\lambda_{sim}$	0,13	<0,01
	2	3	27	104	$\lambda_{tm\_dep}$	<0,01	-
	3 o +	1	10	34	$\lambda_{ingf\_dep}$	0,25	<0,01
					V Cramer	0,36	<0,01



## ANEXO 4.2 Resultados modelos de ecuaciones estructurales

### 4.2.1 Resultados SEM las teorías de personalidad

Tabla A.4.23 Modelo estructural actitud según teoría de Triandis  
Actitud según tipo de modo – Método de estimación: Máxima Verosimilitud

Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
Exp. Auto	0,46	12,67	0,04	<0,01	Valor TP	0,63	12,41	0,05	<0,01
Valor Auto	1	-	-	-	Exp. NM	1,00	-	-	-
Exp. TP	1	-	-	-	Valor NM	0,93	5,74	0,16	<0,01

Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Act. Auto	2,11	12,28	0,17	<0,01	e3	0,01	-	0,00	<0,01
Act. TP	1,13	12,25	0,09	<0,01	e4	0,87	12,28	0,07	<0,01
Act. NM	1,55	5,09	0,31	<0,01	e5	0,48	1,81	0,26	0,07
e1	0,85	12,29	0,07	<0,01	e6	0,86	3,69	0,23	<0,01
e2	0,01	-	0,00	<0,01	-	-	-	-	-

Relación	Coef.	D.E	Test-t	p
Act. Auto   Act. NM	-0,25	0,12	-3,78	<0,01
Act. Auto   Act. TP	-0,09	0,09	-1,49	0,14
Act. TP   Act. NM	0,22	0,09	3,40	<0,01

Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores	Valor	Recomendado
Chi	10,75	Alto	AGFI	0,97	AGFI ≥ 0,9
gl	8,00	>0	TLI	0,99	TLI ≥ 0,9
p	0,22	p>0,05	ECVI	0,12	ECVI ≤ ECVI <sub>Sat</sub> (0,14) ECVI ≤ ECVI <sub>Ind</sub> (0,16)
GFI	0,99	GFI ≥ 0,9	PNFI	0,52	0,05 ≤ PNFI ≤ 0,08
RMSEA	0,03	0,05 ≤ RMSEA ≤ 0,08	Nº Hoelter	438	NH > 200

Distribución de los datos		
Curtosis	Valor	Test-t
G <sub>2,p</sub>	11,69	10,41

Restricción de la varianza	
Valoración Automóvil y Expectativa Transporte Público	

Tabla A.4.24 Modelo estructural afecto modo escogido según teoría de Triandis

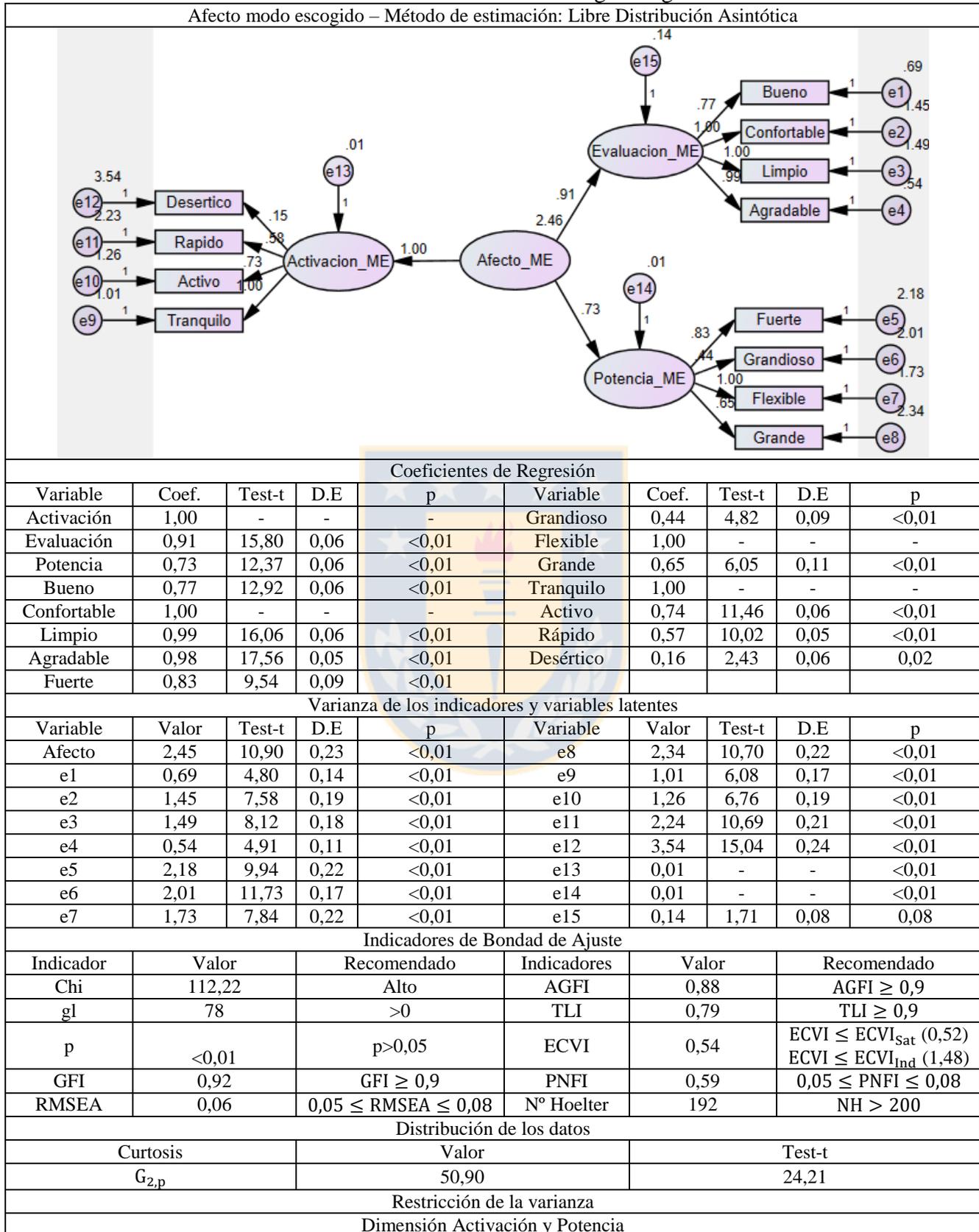
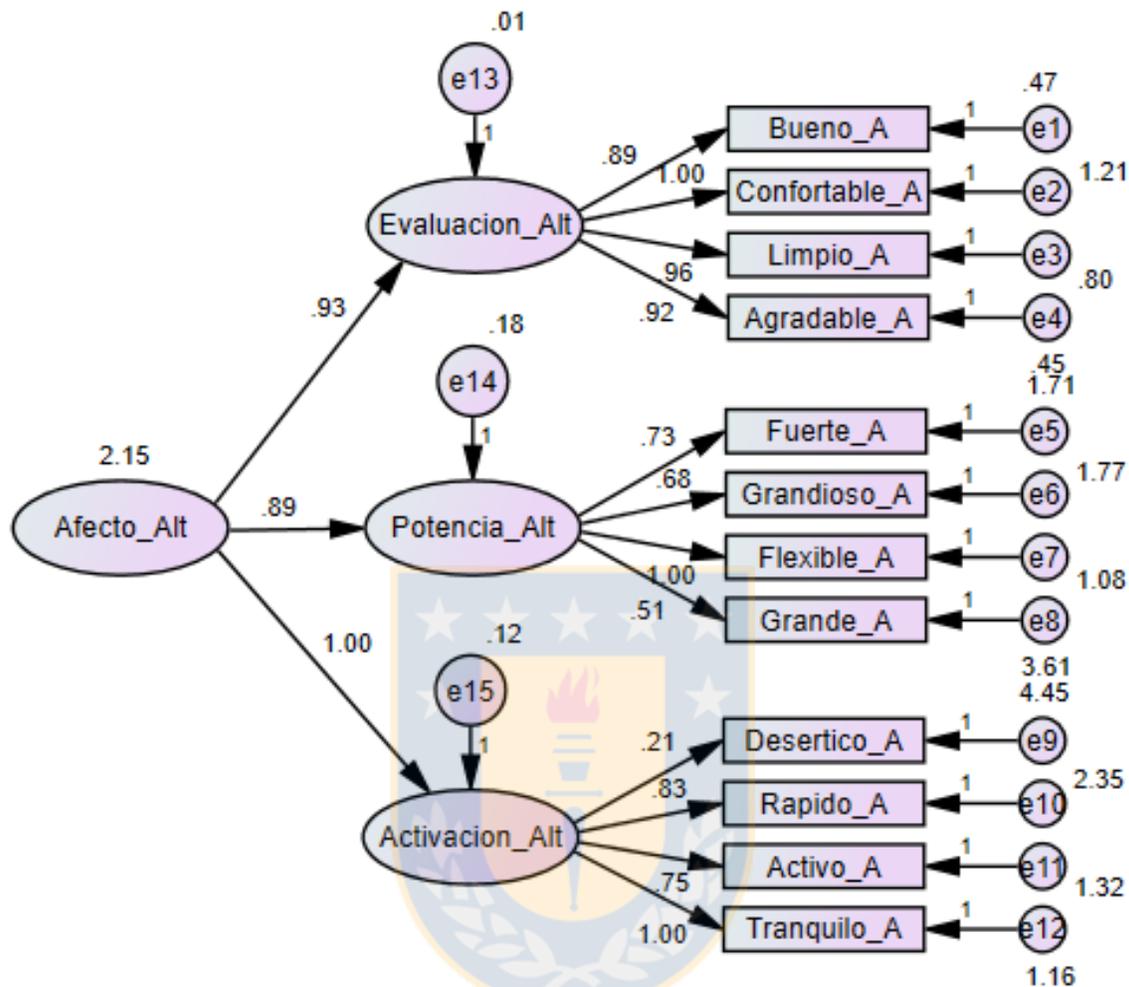


Tabla A.4.25 Modelo estructural afecto modo alternativo según teoría de Triandis

Afecto modo alternativo – Método de estimación: Libre Distribución Asintótica



## Coeficientes de Regresión

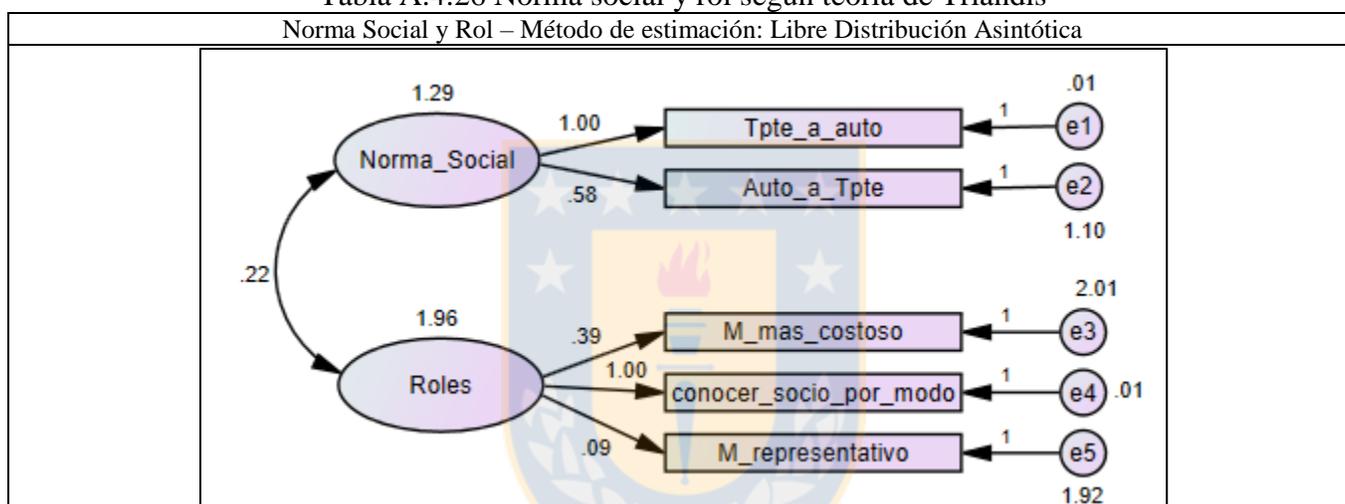
Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
Evaluación	0,93	16,27	0,06	<0,01	Grandioso	0,68	9,29	0,07	<0,01
Potencia	0,89	14,75	0,06	<0,01	Flexible	1,00	-	-	<0,01
Activación	1,00	-	-	<0,01	Grande	0,51	5,55	0,09	<0,01
Bueno	0,89	13,41	0,07	<0,01	Desértico	0,21	2,53	0,08	0,01
Confortable	1,00	-	-	<0,01	Rápido	0,83	13,10	0,06	<0,01
Limpio	0,96	14,38	0,07	<0,01	Activo	0,75	11,73	0,06	<0,01
Agradable	0,92	15,70	0,06	<0,01	Tranquilo	1,00	-	-	<0,01
Fuerte	0,73	8,22	0,09	<0,01	-	-	-	-	-

## Varianza de los indicadores y variables latentes

Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Afecto	2,15	9,67	0,22	<0,01	e8	3,61	15,64	0,23	<0,01
e1	0,47	4,40	0,11	<0,01	e9	4,45	19,90	0,22	<0,01
e2	1,21	6,07	0,20	<0,01	e10	2,35	10,18	0,23	<0,01
e3	0,80	6,51	0,12	<0,01	e11	1,32	5,71	0,23	<0,01
e4	0,45	5,29	0,09	<0,01	e12	1,16	6,78	0,17	<0,01
e5	1,71	7,33	0,23	<0,01	e13	0,01	-	-	<0,01
e6	1,77	7,69	0,23	<0,01	e14	0,18	1,71	0,11	0,23
e7	1,08	5,71	0,19	<0,01	e15	0,12	1,20	0,10	0,09

Indicadores de Bondad de Ajuste					
Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores	Valor	Recomendado
Chi	151,10	Alto	AGFI	0,86	AGFI ≥ 0,9
gl	78	>0	TLI	0,59	TLI ≥ 0,9
p	<0,01	p>0,05	ECVI	0,67	ECVI ≤ ECVI <sub>Sat</sub> (0,52) ECVI ≤ ECVI <sub>Ind</sub> (1,31)
GFI	0,90	GFI ≥ 0,9	PNFI	0,47	0,05 ≤ PNFI ≤ 0,08
RMSEA	0,08	0,05 ≤ RMSEA ≤ 0,08	N° Hoelter	141	NH > 200
Distribución de los datos					
Curtosis		Valor		Test-t	
G <sub>2,p</sub>		51,78		24,63	
Restricción de la varianza					
Dimensión Evaluación					

Tabla A.4.26 Norma social y rol según teoría de Triandis  
Norma Social y Rol – Método de estimación: Libre Distribución Asintótica



Coeficientes de Regresión									
Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
TP a Auto	1,00	-	-	-	Conocer-socio	1,00	-	-	-
Auto a TP	0,58	8,50	0,07	<0,01	Representativo	0,09	1,47	0,06	<0,01
Más costoso	0,39	6,41	0,06	<0,01	-	-	-	-	-

Varianza de los indicadores y variables latentes									
Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Norma Social	1,29	10,97	0,12	<0,01	e3	2,01	0,12	16,71	<0,01
Rol	1,96	19,24	0,10	<0,01	e4	0,01	-	-	-
e1	0,01	-	-	<0,01	e5	1,92	18,95	0,10	<0,01
e2	1,96	10,97	-	<0,01	-	-	-	-	-

Correlación entre variables latentes				
Relación		Coef.	D.E	p
Norma Social	Rol	0,14	0,10	2,12

Indicadores de Bondad de Ajuste					
Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores	Valor	Recomendado
Chi	6,79	Alto	AGFI	0,98	AGFI ≥ 0,9
gl	6,00	>0	TLI	0,98	TLI ≥ 0,9
p	0,34	p>0,05	ECVI	0,08	ECVI ≤ ECVI <sub>Sat</sub> (0,09) ECVI ≤ ECVI <sub>Ind</sub> (0,33)
GFI	0,99	GFI ≥ 0,9	PNFI	0,56	0,05 ≤ PNFI ≤ 0,08
RMSEA	0,02	0,05 ≤ RMSEA ≤ 0,08	N° Hoelter	562	NH > 200

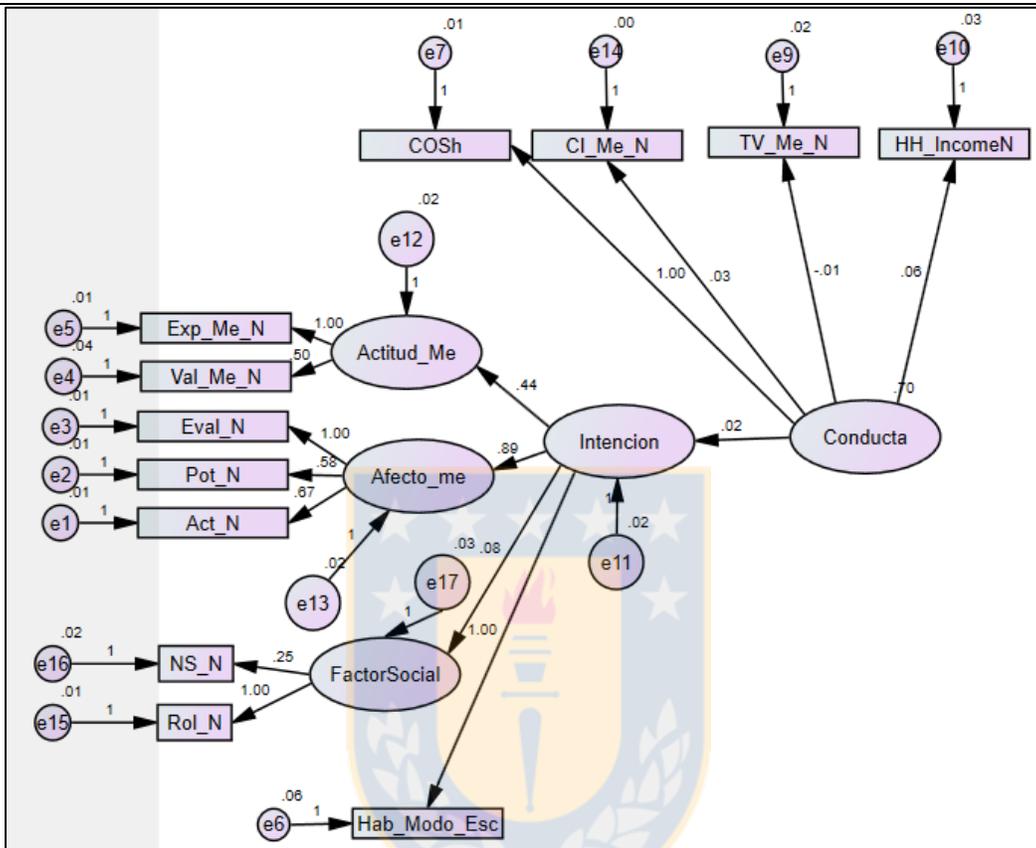
Distribución de los datos		
Curtosis	Valor	Test-t
$G_{2,p}$	4,42	4,61
Restricción de la varianza		
Transporte Público a Auto y Conocimiento del modo por nivel socioeconómico		



4.2.2 Resultados SEM según valores promedios

Tabla A.4.27 Conducta según teoría de Triandis

Conducta – Método de estimación: Libre Distribución Asintótica



Coefficientes de Regresión

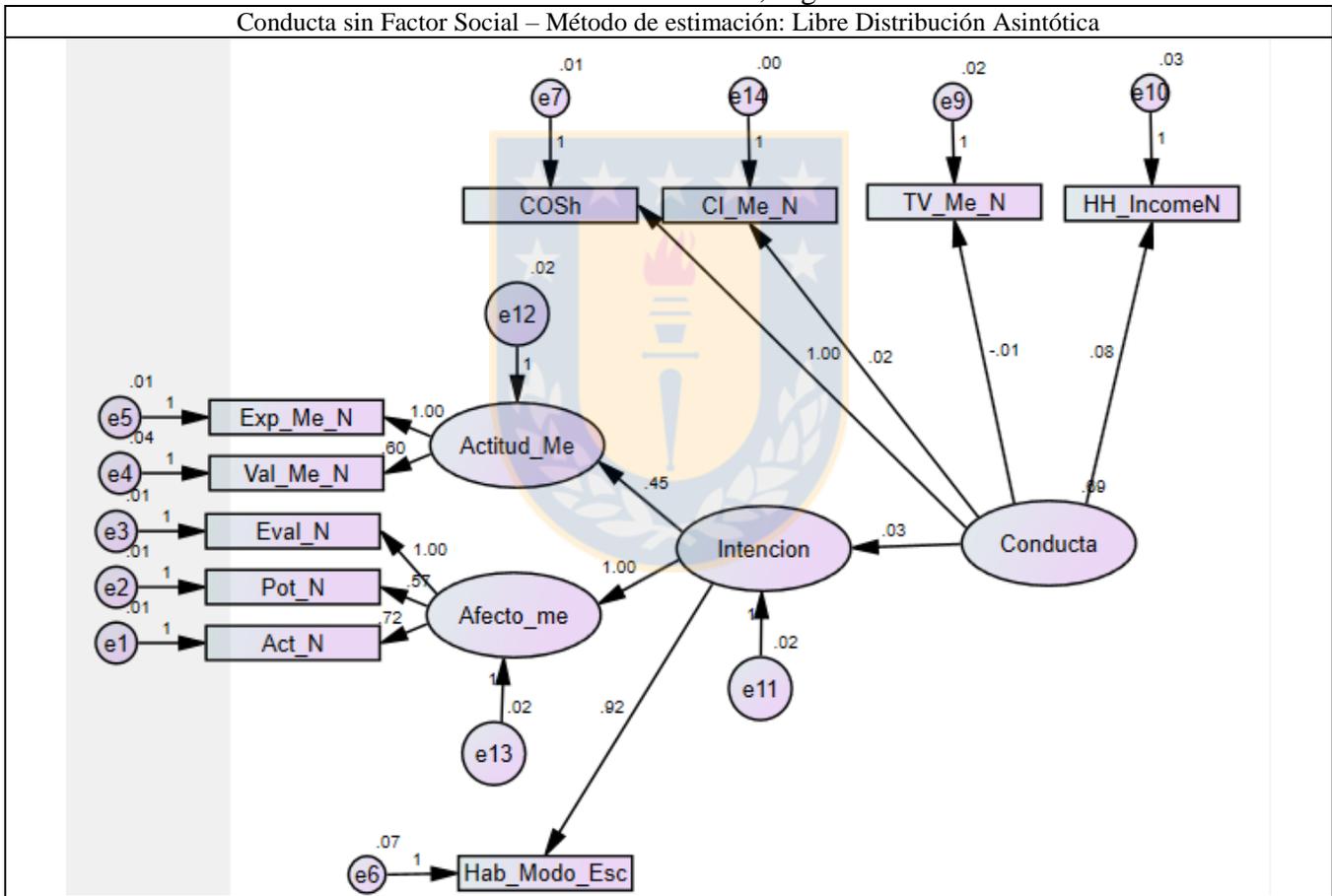
Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
Intención	0,02	1,28	0,01	0,20	Expectativa	1,00			<0,01
Afecto	0,89	3,00	0,30	<0,01	Hábito	1,00			<0,01
Actitud	0,44	3,39	0,13	<0,01	TV	-0,01	-0,67	0,01	0,51
Factor Social	0,08	0,79	0,10	0,43	Ingreso	0,06	4,32	0,02	0,01
Activación	0,67	12,09	0,06	<0,01	TM	1,00			<0,01
Potencia	0,59	12,18	0,05	<0,01	Costo-Ingreso	0,03	4,21	0,01	<0,01
Evaluación	1,00			<0,01	Rol	1,00			<0,01
Valoración	0,50	4,41	0,11	<0,01	Norma Social	0,25	5,85	0,04	-

Varianza de los indicadores y variables latentes

Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Conducta	0,71	14,25	0,05	<0,01	e10	0,03	10,24	0,01	<0,01
e1	0,01	8,06	0,01	<0,01	e11	0,02	2,52	0,01	0,01
e2	0,01	11,50	0,01	<0,01	e12	0,02	5,51	0,03	<0,01
e3	0,01	5,07	0,01	<0,01	e13	0,02	3,76	0,01	<0,01
e4	0,04	8,07	0,01	<0,01	e14	0,00	3,24	0,01	0,01
e5	0,01	-	-	<0,01	e15	0,01	-	-	0,09
e6	0,06	7,95	0,01	<0,01	e16	0,02	13,30	0,04	<0,01
e7	0,01	-	-	<0,01	e17	0,04	14,61	0,05	<0,01
e9	0,02	6,10	0,01	<0,01	-	-	-	-	-

Indicadores de Bondad de Ajuste					
Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores	Valor	Recomendado
Chi	88,55	Alto	AGFI	0,96	AGFI ≥ 0,9
gl	53	>0	TLI	0,86	TLI ≥ 0,9
p	0,02	p>0,05	ECVI	0,46	ECVI ≤ ECVI <sub>Sat</sub> (0,52) ECVI ≤ ECVI <sub>Ind</sub> (1,31)
GFI	0,94	GFI ≥ 0,9	PNFI	0,47	0,05 ≤ PNFI ≤ 0,08
RMSEA	0,05	0,05 ≤ RMSEA ≤ 0,08	N° Hoelter	243	NH > 200
Distribución de los datos					
Curtosis	Valor			Test-t	
G <sub>2,p</sub>	53,51			25,35	
Restricción de la varianza					
Dimensión Evaluación, Expectativa modo escogido y Tasa de motorización					

Tabla A.4.28 Conducta sin factor social, según teoría de Triandis  
 Conducta sin Factor Social – Método de estimación: Libre Distribución Asintótica



Coeficientes de Regresión									
Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
Intención	0,03	2,36	0,01	0,02	Expectativa	1,00	-	-	<0,01
Afecto	1,00	-	-	<0,01	Hábito	0,92	3,00	0,31	0,01
Actitud	0,45	3,12	0,14	0,01	TV	-0,01	-0,62	0,01	0,50
Activación	0,72	12,00	0,06	<0,01	Ingreso	0,08	4,83	0,02	<0,01
Potencia	0,57	11,71	0,05	<0,01	TM	1,00	-	-	<0,01
Evaluación	1,00	-	-	<0,01	Costo-Ingreso	0,02	3,00	0,01	<0,01
Valoración	0,60	6,11	0,10	<0,01	-	-	-	-	-

Varianza de los indicadores y variables latentes									
Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Conducta	0,69	13,44	0,05	<0,01	e7	0,01	-	-	-
e1	0,01	7,28	0,01	<0,01	e9	0,02	6,03	0,01	<0,01
e2	0,01	11,58	0,01	<0,01	e10	0,03	10,10	0,01	<0,01
e3	0,01	5,49	0,01	<0,01	e11	0,02	2,88	0,01	0,01
e4	0,04	7,56	0,01	<0,01	e12	0,02	5,51	0,01	<0,01
e5	0,01	-	-	-	e13	0,02	2,74	0,01	0,06
e6	0,07	10,07	0,01	<0,01	e14	0,01	3,23	0,01	0,01

Indicadores de Bondad de Ajuste					
Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores	Valor	Recomendado
Chi	54,48	Alto	AGFI	0,93	AGFI ≥ 0,9
gl	34	>0	TLI	0,89	TLI ≥ 0,9
p	0,01	p>0,05	ECVI	0,32	ECVI ≤ ECVI <sub>sat</sub> (0,36) ECVI ≤ ECVI <sub>Ind</sub> (1,00)
GFI	0,96	GFI ≥ 0,9	PNFI	0,61	0,05 ≤ PNFI ≤ 0,08
RMSEA	0,05	0,05 ≤ RMSEA ≤ 0,08	N° Hoelter	271	NH > 200

Distribución de los datos		
Curtosis	Valor	Test-t
G <sub>2,p</sub>	53,51	25,35

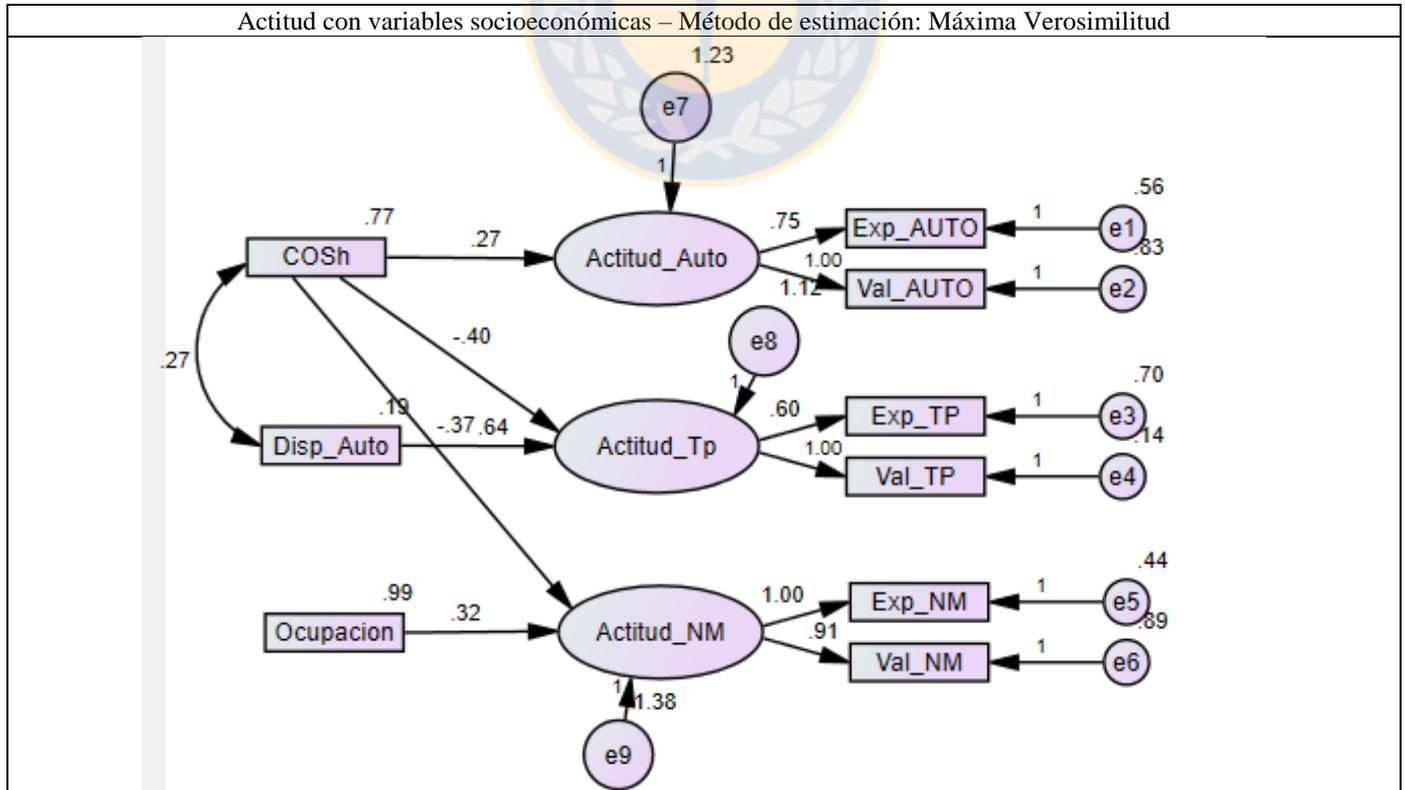
  

Restricción de la varianza	
Expectativa modo escogido y Tasa de motorización	

### 4.2.3 Resultados SEM según Modelos MIMIC

Tabla A.4.29 Modelo actitud con variables socioeconómicas

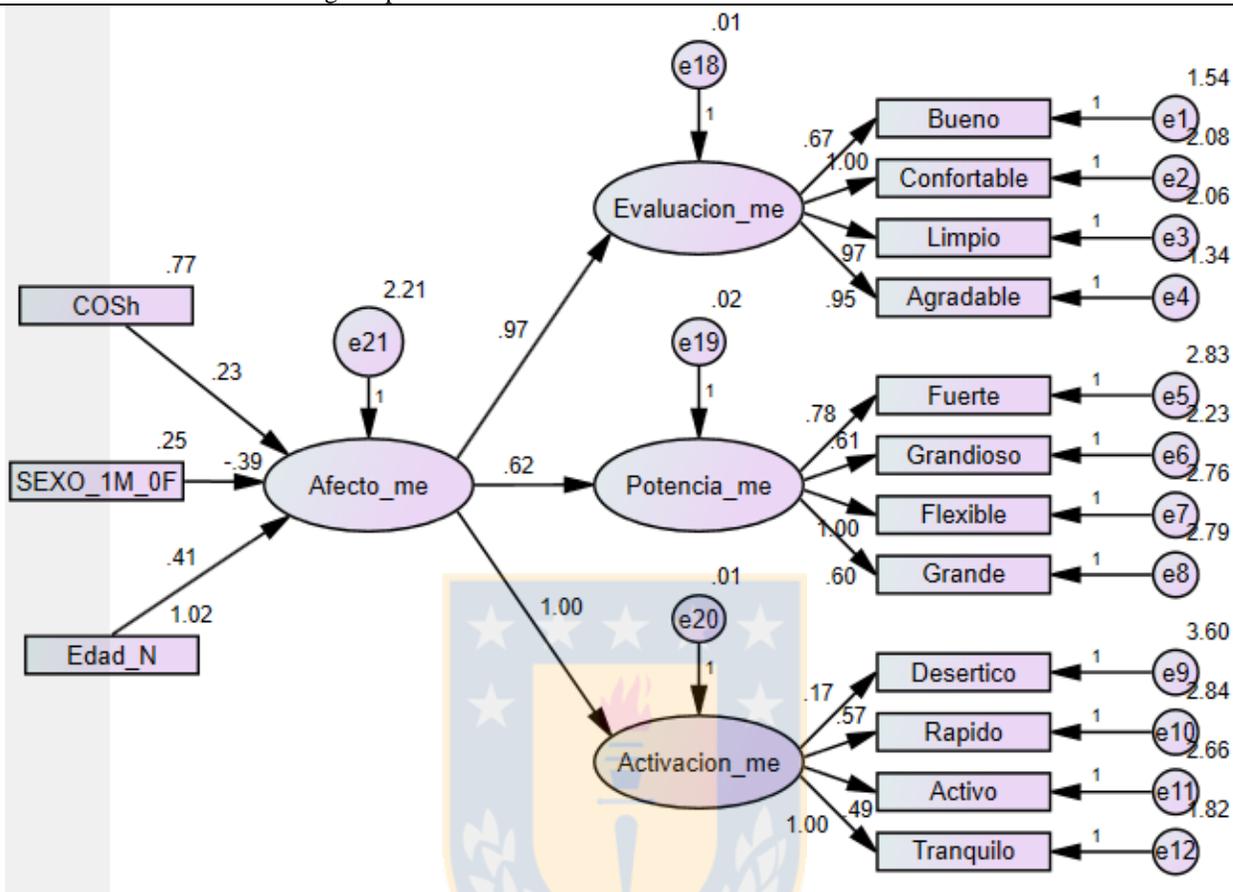
Actitud con variables socioeconómicas – Método de estimación: Máxima Verosimilitud



Coeficientes de Regresión									
Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
TM-Act. Auto	0,28	2,92	0,09	<0,01	Valor Auto	1,00	-	-	<0,01
TM-Act. TP	-0,40	-3,72	0,11	<0,01	Exp. TP	0,60	2,91	0,21	<0,01
TM-Act. NM	-0,37	-4,08	0,09	<0,01	Valor TP	1,00	-	-	<0,01
Act. NM-Ocup	0,32	4,27	0,08	<0,01	Exp. NM	1,00	-	-	<0,01
Act TP-Disp. Auto	0,65	2,98	0,22	<0,01	Valor NM	0,91	6,22	0,15	<0,01
Exp. Auto	0,76	3,12	0,24	<0,01					
Varianza de los indicadores y variables latentes									
Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Act. Auto	0,77	12,31	0,06	<0,01	e4	0,14	0,36	0,40	0,72
Act. TP	0,99	12,31	0,08	<0,01	e5	0,44	1,79	0,25	0,07
Act. NM	0,19	12,31	0,02	<0,01	e6	0,90	4,21	0,21	0,08
e1	0,56	2,36	0,24	0,01	e7	1,23	2,94	0,42	<0,01
e2	0,83	2,00	0,41	0,05	e8	1,12	2,75	0,41	0,01
e3	0,70	4,55	0,16	<0,01	e9	1,38	5,19	0,27	<0,01
Correlación entre variables latentes									
Relación		Coef.	D.E		Test-t	p			
TM	Disp. Auto	0,73	0,03		10,22	<0,01			
Indicadores de Bondad de Ajuste									
Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores		Valor	Recomendado			
Chi	42,09	Alto	AGFI		0,94	AGFI $\geq$ 0,9			
gl	45	>0	TLI		0,96	TLI $\geq$ 0,9			
p	0,01	p>0,05	ECVI		0,28	ECVI $\leq$ ECVI <sub>sat</sub> (0,30) ECVI $\leq$ ECVI <sub>Ind</sub> (2,60)			
GFI	0,97	GFI $\geq$ 0,9	PNFI		0,63	0,05 $\leq$ PNFI $\leq$ 0,08			
RMSEA	0,05	0,05 $\leq$ RMSEA $\leq$ 0,08	N° Hoelter		263	NH > 200			
Distribución de los datos									
Curtosis		Valor			Test-t				
G <sub>2,p</sub>		10,75			6,66				
Restricción de la varianza									
-									

Tabla A.4.30 Modelo afecto modo escogido con variables socioeconómicas

Actitud según tipo de modo – Método de estimación: Máxima Verosimilitud



Coefficientes de Regresión

Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
Género	-0,39	-2,09	0,19	0,04	Agradable	0,96	12,98	0,07	<0,01
Edad	0,41	4,39	0,09	<0,01	Fuerte	0,78	5,76	0,14	<0,01
TM	0,23	2,15	0,11	0,03	Grandioso	0,61	5,22	0,12	<0,01
Evaluación	0,98	12,54	0,08	<0,01	Flexible	1,00	-	-	<0,01
Potencia	0,62	8,30	0,08	<0,01	Grande	0,60	4,77	0,13	<0,01
Activación	1,00			<0,01	Desértico	0,17	2,23	0,08	0,01
Bueno	0,67	10,32	0,07	<0,01	Rápido	0,57	7,74	0,07	<0,01
Confortable	1,00			<0,01	Activo	0,49	6,87	0,07	<0,01
Limpio	0,97	11,58	0,08	<0,01	Tranquilo	1,00			<0,01

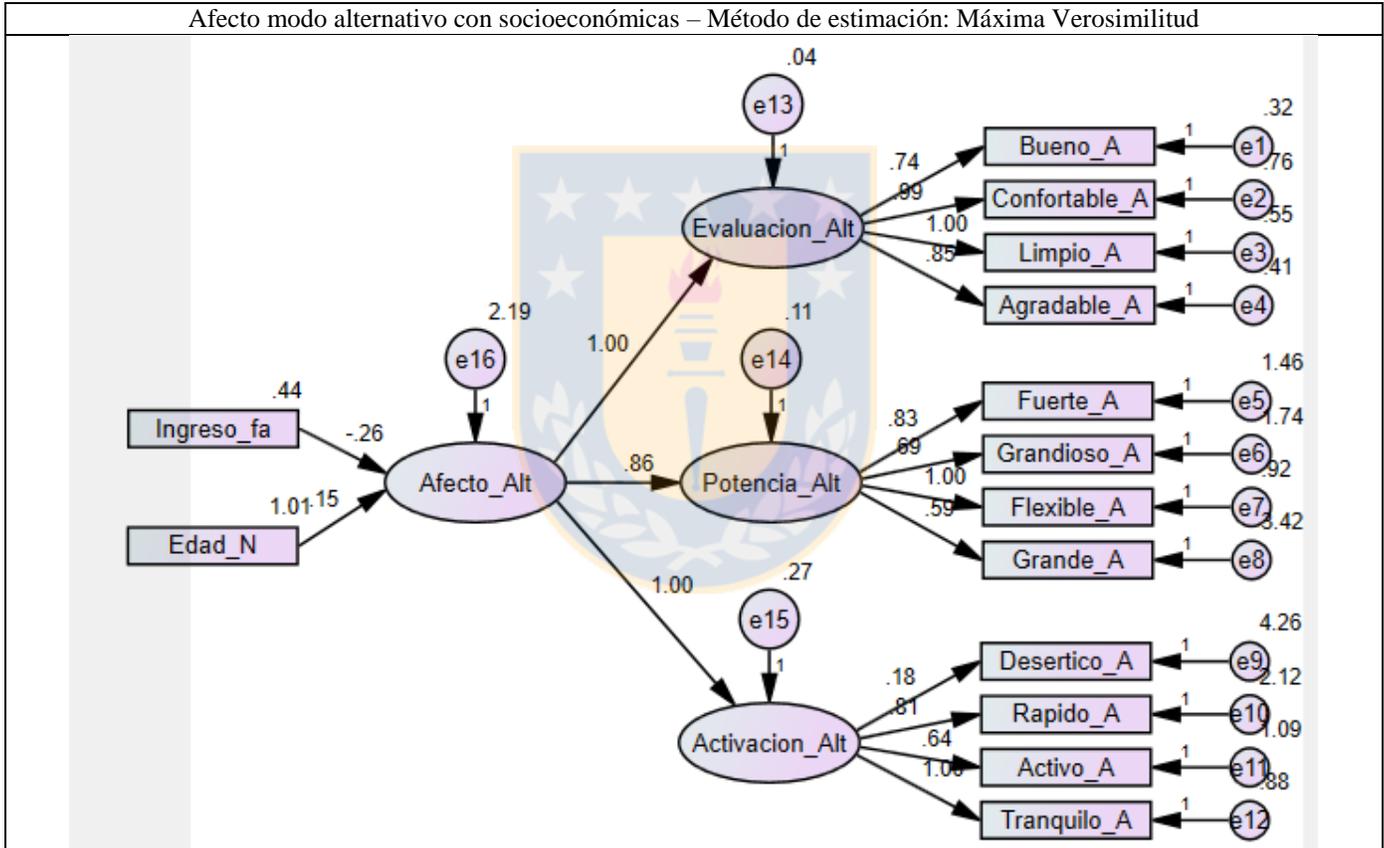
Varianza de los indicadores y variables latentes

Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Género	0,25	12,31	0,02	<0,01	e8	2,79	11,63	0,24	<0,01
Edad	1,02	12,31	0,08	<0,01	e9	3,60	12,28	0,29	<0,01
TM	0,77	12,31	0,06	<0,01	e10	2,84	11,80	0,24	<0,01
e1	1,54	11,07	0,14	<0,01	e11	2,66	11,86	0,22	<0,01
e2	2,08	10,26	0,20	<0,01	e12	1,82	9,79	0,19	<0,01
e3	2,06	10,39	0,20	<0,01	e18	0,01	-	-	<0,01
e4	1,34	9,41	0,14	<0,01	e19	0,02	0,17	0,13	0,86
e5	2,83	11,28	0,25	<0,01	e20	0,01	-	-	-
e6	2,23	11,94	0,19	<0,01	e21	2,21	7,34	0,30	<0,01
e7	2,76	10,80	0,26	<0,01	-	-	-	-	-

Indicadores de Bondad de Ajuste					
Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores	Valor	Recomendado
Chi	210,04	Alto	AGFI	0,89	AGFI ≥ 0,9
gl	89	>0	TLI	0,86	TLI ≥ 0,9
p	<0,01	p>0,05	ECVI	0,90	ECVI ≤ ECVI <sub>Sat</sub> (0,79) ECVI ≤ ECVI <sub>Ind</sub> (3,80)
GFI	0,92	GFI ≥ 0,9	PNFI	0,9	0,05 ≤ PNFI ≤ 0,08
RMSEA	0,07	0,05 ≤ RMSEA ≤ 0,08	N° Hoelter	162	NH > 200
Distribución de los datos					
Curtosis		Valor		Test-t	
G <sub>2,p</sub>		48,10		18,57	
Restricción de la varianza					
Dimensión Evaluación					

Tabla A.4.31 Modelo Afecto modo alternativo con variables socioeconómicas

Afecto modo alternativo con socioeconómicas – Método de estimación: Máxima Verosimilitud



Coefficientes de Regresión

Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
Ingreso	-0,26	-2,19	0,12	0,03	Fuerte	0,83	10,36	0,08	<0,01
Edad	0,16	2,06	0,08	0,04	Grandioso	0,69	10,07	0,07	<0,01
Evaluación	1,00	18,64	0,05	<0,01	Flexible	1,00	-	-	-
Potencia	0,86	15,91	0,05	<0,01	Grande	0,59	7,00	0,08	<0,01
Activación	1,00	-	-	-	Desértico	0,18	2,54	0,07	0,01
Bueno	0,74	16,57	0,05	<0,01	Rápido	0,81	14,69	0,06	<0,01
Confortable	0,99	17,91	0,06	<0,01	Activo	0,64	12,69	0,05	<0,01
Limpio	1,00	-	-	-	Tranquilo	1,00	-	-	-
Agradable	0,85	21,08	0,04	<0,01	-	-	-	-	-

Varianza de los indicadores y variables latentes									
Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Ingreso	0,44	17,97	0,02	<0,01	e8	3,42	15,38	0,22	<0,01
Edad	1,01	22,34	0,05	<0,01	e9	4,26	20,32	0,21	<0,01
e1	0,32	3,55	0,09	<0,01	e10	2,12	10,01	0,21	<0,01
e2	0,76	4,27	0,18	<0,01	e11	1,09	5,15	0,21	<0,01
e3	0,55	4,65	0,12	<0,01	e12	0,88	5,25	0,17	<0,01
e4	0,41	5,15	0,08	<0,01	e13	0,04	0,58	0,06	0,56
e5	1,46	6,56	0,22	<0,01	e14	0,11	1,19	0,10	0,23
e6	1,75	8,46	0,21	<0,01	e15	0,27	2,59	0,11	0,01
e7	0,92	5,60	0,16	<0,01	e16	2,19	10,69	0,21	<0,01

Indicadores de Bondad de Ajuste					
Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores	Valor	Recomendado
Chi	245,29	Alto	AGFI	0,87	AGFI ≥ 0,9
gl	74	>0	TLI	0,52	TLI ≥ 0,9
p	<0,01	p>0,05	ECVI	1,00	ECVI ≤ ECVI <sub>Sat</sub> (0,69) ECVI ≤ ECVI <sub>Ind</sub> (1,85)
GFI	0,91	GFI ≥ 0,9	PNFI	0,44	0,05 ≤ PNFI ≤ 0,08
RMSEA	0,09	0,05 ≤ RMSEA ≤ 0,08	Nº Hoelter	118	NH > 200

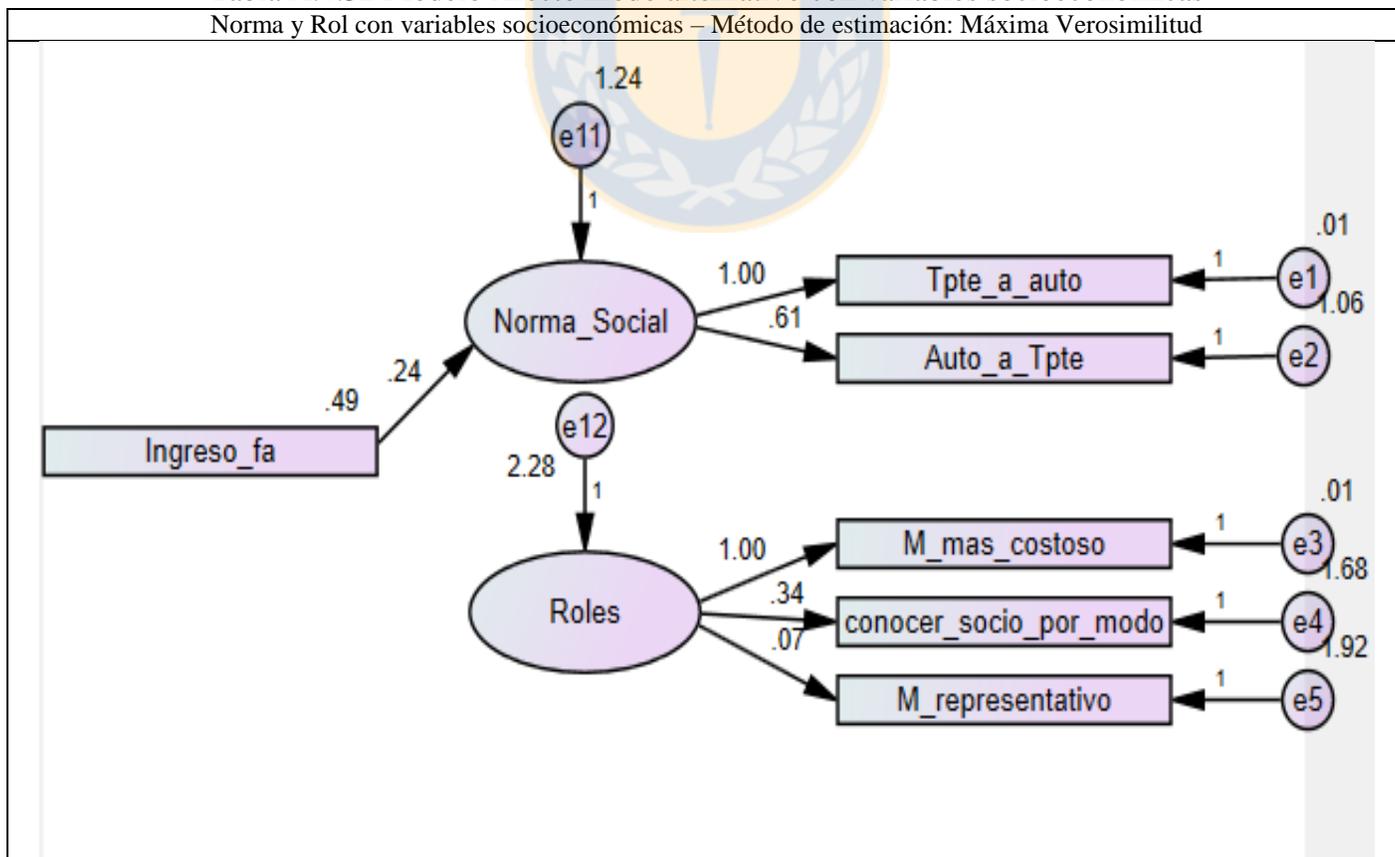
  

Distribución de los datos		
Curtosis	Valor	Test-t
G <sub>2,p</sub>	51,21	21,09

Restricción de la varianza	

Tabla A.4.32 Modelo Afecto modo alternativo con variables socioeconómicas  
 Norma y Rol con variables socioeconómicas – Método de estimación: Máxima Verosimilitud



Coeficientes de Regresión									
Variable	Coef.	Test-t	D.E	p	Variable	Coef.	Test-t	D.E	p
Ingreso	0,24	2,81	0,09	<0,01	Más costoso	1,00	-	-	<0,01
TP a Auto	1,00	-	-	<0,01	Conocer-Socio	0,34	6,47	0,05	<0,01
Auto a TP	0,61	8,98	0,07	<0,01	Representativo	0,07	1,17	0,06	<0,01
Varianza de los indicadores y variables latentes									
Variable	Valor	Test-t	D.E	p	Variable	Valor	Test-t	D.E	p
Ingreso	0,49	17,68	0,03	<0,01	e4	1,68	15,10	0,11	<0,01
e1	0,01	-	-	<0,01	e5	1,92	19,11	0,10	<0,01
e2	1,06	8,62	0,12	<0,01	e11	1,24	10,64	0,12	<0,01
e3	0,01	-	-	<0,01	e12	2,28	23,91	0,10	<0,01
Indicadores de Bondad de Ajuste									
Indicador	Valor	Recomendado	Indicadores	Valor	Recomendado				
Chi	14,80	Alto	AGFI	0,98	AGFI $\geq$ 0,9				
G1	11	>0	TLI	0,94	TLI $\geq$ 0,9				
P	0,19	p>0,05	ECVI	0,12	ECVI $\leq$ ECVI <sub>sat</sub> (0,14) ECVI $\leq$ ECVI <sub>Ind</sub> (0,37)				
GFI	0,99	GFI $\geq$ 0,9	PNFI	0,62	0,05 $\leq$ PNFI $\leq$ 0,08				
RMSEA	0,03	0,05 $\leq$ RMSEA $\leq$ 0,08	N° Hoelter	403	NH > 200				
Distribución de los datos									
Curtosis		Valor			Test-t				
G <sub>2,p</sub>		3,23			2,88				
Restricción de la varianza									
Transporte Público a Automóvil y Modo más costoso									

**ANEXO 5.1 Estadísticos de las variables instrumentales de las alternativas disponibles**

Tabla A.5.1 Análisis descriptivo datos recolectados en el sector Collao

Atributo	Estadístico	Autoch	Autoacom	Microbús	Taxi	Caminata	Total
Tiempo de viaje (min)	Min	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
	Max	45,0	45,0	70,0	36,0	87,0	87,0
	Promedio	12,1	10,9	14,8	12,0	33,8	14,5
	Desviación	6,5	5,9	9,7	6,7	20,1	11,2
Tiempo de espera (min)	Min	-	-	1,0	1,0	-	1,0
	Max	-	-	20,0	15,0	-	20,0
	Promedio	-	-	5,1	4,9	-	5,0
	Desviación	-	-	3,8	2,4	-	3,4
Tiempo de acceso (min)	Min	-	-	1,0	1,0	-	1,0
	Max	-	-	38,0	38,0	-	38,0
	Promedio	-	-	6,0	5,7	-	5,9
	Desviación	-	-	4,1	3,5	-	3,9
Costo de viaje (\$)	Min	0,01	-	0,2	0,5	-	0,0
	Max	4,2	0,0	1,1	1,1	0,0	4,2
	Promedio	1,1	0,0	0,5	0,6	0,0	0,0
	Desviación	0,9	0,0	0,1	0,1	0,0	409,7

## ANEXO 5.2 Modelación de la demanda de transporte

Tabla A.5.2 Modelo de elección clásico con costo

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	2,36 (6,5)
$\theta_{\text{microbus}}$	2,93 (7,0)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	1,46 (3,1)
$\theta_{\text{cam}}$	3,61 (6,8)
$\theta_{\text{costo}}$	$-10^{-3}$ (3,0)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,13 (-6,2)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,02 (-0,8)
$\theta_{\text{taccesso}}$	-0,09 (-2,6)
$\bar{\rho}^2$	0,25
LL	-225,0

Tabla A.5.3 Modelo de elección clásico costo segmentado

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	2,42 (6,5)
$\theta_{\text{microbus}}$	2,99 (7,0)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	1,54 (3,2)
$\theta_{\text{cam}}$	3,62 (6,8)
$\theta_{\text{costo}_1}$	$-2*10^{-2}$ (-2,7)
$\theta_{\text{costo}_2}$	$-10^{-2}$ (-2,2)
$\theta_{\text{costo}_3}$	$-7*10^{-3}$ (-0,9)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,13 (-6,1)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,03 (-0,9)
$\theta_{\text{taccesso}}$	-0,09 (-2,6)
$\bar{\rho}^2$	0,27
LL	-224,40

Tabla A.5.4 Modelo de elección clásico inclusión tasa de motorización

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	1,37 (2,6)
$\theta_{\text{microbus}}$	2,61 (6,7)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	1,08 (2,5)
$\theta_{\text{cam}}$	3,61 (6,8)
$\theta_{\text{costo/i}}$	-0,001 (3,0)
$\theta_{\text{tm}}$	-0,13 (-6,2)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,02 (-0,8)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,09 (-2,6)
$\theta_{\text{tacceso}}$	-0,08 (-2,4)
$\bar{\rho}^2$	0,26
LL	-224,90

Tabla A.5.5 Modelo de elección clásico inclusión tasa de motorización y edad

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	-0,55 (-0,8)
$\theta_{\text{microbus}}$	2,59 (6,7)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	1,08 (2,5)
$\theta_{\text{cam}}$	3,21 (6,3)
$\theta_{\text{costo/i}}$	-0,01 (-2,0)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,12 (-5,6)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,02 (-0,8)
$\theta_{\text{tacceso}}$	-0,08 (-2,5)
$\theta_{\text{tm}}$	0,49 (1,8)
$\theta_{\text{edad}}$	0,05 (2,9)
$\bar{\rho}^2$	0,27
LL	-220,54

Tabla A.5.6 Modelo de elección clásico transformación Box-Cox costo de viaje

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	2,92 (2,8)
$\theta_{\text{microbus}}$	3,56 (3,1)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	2,12 (1,8)
$\theta_{\text{cam}}$	3,69 (6,8)
$\theta_{\text{costo}}$	-0,02 (-0,3)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,13 (-6,2)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,02 (-0,8)
$\theta_{\text{tacceso}}$	-0,08 (-2,6)
$\lambda_{\text{costo}}$	0,57 (1,2)
$\bar{\rho}^2$	0,284
LL	-224,56

Tabla A.5.7 Modelo de elección clásico jerárquico

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	2,15 (6,2)
$\theta_{\text{microbus}}$	2,70 (6,6)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	2,12 (1,8)
$\theta_{\text{cam}}$	3,69 (6,8)
$\theta_{\text{costo}}$	-0,02 (-0,3)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,13 (-5-8)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,02 (-0,8)
$\theta_{\text{taceso}}$	-0,09 (-2,6)
$\Phi_{\text{TP}}$	0,59 (3,2)
$\bar{\rho}^2$	0,252
LL	-225,56

Tabla A.5.8 Test LR modelos clásicos de elección

<b>Modelo</b>	<b>LL</b>	<b>LR</b>	<b>Resultado</b>
Costo	-225,0	3,4	Clásico mejor
Costo Segmentado	-224,4	4,6	Clásico mejor
Tasa motorización	224,9	3,6	Tasa motorización mejor
Tasa motorización y edad	-220,5	12,4	Tasa motorización y edad mejor
Box-Cox Costo	-224,6	4,2	Box-Cox Costo mejor
Jerárquico	-225,6	2,2	Clásico mejor

Tabla A.5.9 Modelo de elección con factor de escala y costo de viaje

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	3,32 (6,6)
$\theta_{\text{microbus}}$	4,36 (7,2)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	2,68 (4,2)
$\theta_{\text{cam}}$	4,94 (6,8)
$\theta_{\text{costo}}$	$-2 \cdot 10^{-2}$ (-3,6)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,19 (-5,7)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,05 (-1,5)
$\theta_{\text{taceso}}$	-0,14 (-3,1)
$\lambda_{\text{collao-2012}}$	0,32 (2,9)
$\bar{\rho}^2$	0,29
LL	-214,69

Tabla A.5.10 Modelo de elección con factor de escala y tasa de motorización

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	2,12 (3,2)
$\theta_{\text{microbus}}$	4,09 (6,8)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	2,36 (3,8)
$\theta_{\text{cam}}$	4,57 (7,2)
$\theta_{\text{costo/i}}$	-0,03(-2,4)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,18 (-5,2)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,05 (-1,5)
$\theta_{\text{tacceso}}$	-0,13 (-2,0)
$\theta_{\text{tm}}$	0,65 (1,8)
$\lambda_{\text{collao-2011}}$	0,30 (3,0)
$\bar{\rho}^2$	0,30
LL	-213,96

Tabla A.5.11 Modelo de elección con factor de escala, tasa de motorización y edad

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	2,04 (2,9)
$\theta_{\text{microbus}}$	5,33 (6,6)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	2,31 (3,6)
$\theta_{\text{cam}}$	4,72 (7,2)
$\theta_{\text{costo/i}}$	-0,03(-2,2)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,18 (-5,1)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,07 (-1,8)
$\theta_{\text{tacceso}}$	-0,12 (-1,8)
$\theta_{\text{tm}}$	0,64 (1,6)
$\theta_{\text{edad}}$	-0,03 (-2,4)
$\lambda_{\text{collao-2011}}$	0,32 (3,3)
$\bar{\rho}^2$	0,32
LL	-210,30

Tabla A.5.12 Modelo de elección con factor de escala y segmentación costo por ingreso

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	3,65 (7,4)
$\theta_{\text{microbus}}$	4,74 (7,3)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	3,09 (4,6)
$\theta_{\text{cam}}$	5,16 (7,9)
$\theta_{\text{costo}_1}$	$-3 \cdot 10^{-2}$ (-2,7)
$\theta_{\text{costo}_2}$	$-2 \cdot 10^{-2}$ (-2,6)
$\theta_{\text{costo}_3}$	$-9 \cdot 10^{-3}$ (-0,7)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,20 (-5,8)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,07 (-2,0)
$\theta_{\text{tacceso}}$	-0,14 (-2,1)
$\lambda_{\text{collao-2011}}$	0,29 (2,9)
$\bar{\rho}^2$	0,31
LL	-212,48

Tabla A.5.13 Modelo de elección con factor de escala y logit jerárquico

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	1,19 (6,7)
$\theta_{\text{microbus}}$	1,69 (7,9)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	-0,55 (-1,9)
$\theta_{\text{cam}}$	1,65 (6,0)
$\theta_{\text{costo}/i}$	$-6 \cdot 10^{-2}$ (-2,2)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,08 (-7,3)
$\theta_{\text{tespera}}$	$9 \cdot 10^{-3}$ (0,1)
$\theta_{\text{tacceso}}$	-0,09 (-2,6)
$\Phi_{\text{TP}}$	0,90 (5,48)
$\lambda_{\text{collao-2011}}$	3,19 (6,5)
$\bar{\rho}^2$	0,22
LL	-236,28

Tabla A.5.14 Modelo de elección con factor de escala y Box-Cox costo

<b>Coefficiente</b>	<b>Valor</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	2,19 (1,8)
$\theta_{\text{microbus}}$	2,55 (1,9)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	2,12 (1,7)
$\theta_{\text{cam}}$	1,50 (1,7)
$\theta_{\text{costo}}$	-0,19 (-0,6)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,06 (-2,8)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,02 (-1,7)
$\theta_{\text{taceso}}$	-0,04 (-2,2)
$\lambda_{\text{costo}}$	0,11 (0,42)
$\lambda_{\text{collao-2011}}$	3,81 (2,0)
$\bar{\rho}^2$	0,294
LL	-211,36

Tabla A.5.15 Test LR modelos clásicos de elección con factor de escala

<b>Modelo</b>	<b>LL</b>	<b>LR</b>	<b>Resultado</b>
Costo	-214,69	3,22	Clásico escala mejor
Tasa motorización	-213,96	4,68	Tasa motorización mejor
Tasa motorización y edad	-210,30	12,0	Clásico mejor
Segmentación del ingreso	-212,48	3,6	Clásico escala mejor
Jerárquico	-236,28	12,4	Jerárquico
Box-Cox Costo	-211,36	9,88	Box-Cox Costo mejor

### ANEXO 5.3 Otras formas incorporar variables de personalidad

Tabla A.5.16 Modelos de elección con variables de personalidad-otras especificaciones

<b>Coefficiente</b>	<b>Box-Cox Tiempo-Bus</b>	<b>Segmentación según Costo-ingreso</b>
$\theta_{\text{autoch}}$	1,64 (4,8)	1,96 (5,0)
$\theta_{\text{microbus}}$	2,85 (6,0)	3,70 (7,1)
$\theta_{\text{taxicolec}}$	1,41 (2,7)	2,31 (4,0)
$\theta_{\text{cam}}$	4,33 (7,0)	4,27 (7,0)
$\theta_{\text{costo/i}}$	-0,01 (-2,1)	-
$\theta_{\text{costo-ing1}}$	-	$-2 \cdot 10^{-2}$ (-3,0)
$\theta_{\text{costo-ing2}}$	-	$-10^{-2}$ (-2,0)
$\theta_{\text{costo-ing3}}$	-	$-10^{-3}$ (-0,1)
$\theta_{\text{tviaje}}$	-0,17 (-6,0)	-0,14 (-6,1)
$\theta_{\text{tespera}}$	-0,01 (-0,3)	$8 \cdot 10^{-3}$ (0,02)
$\theta_{\text{tacceso}}$	-0,09 (-2,5)	-0,09 (-2,6)
$\theta_{\text{Actitud\_m}}$	0,22 (1,7)	0,18 (1,4)
$\theta_{\text{Hábito}}$	2,54 (5,3)	2,62 (5,3)
$\tau_{\text{Tiempo}}$	0,84 (12,2)	-
$\alpha_{\text{exp\_auto}}$	0,54 (3,5)	0,54 (3,5)
$\alpha_{\text{valor\_auto}}$	1,0 (N.A.)	1,00 (N.A.)
$\alpha_{\text{exp\_tpte\_pub}}$	0,75 (5,2)	0,75 (5,2)
$\alpha_{\text{valor\_tpte\_pub}}$	1,0 (N.A.)	1,00 (N.A.)
$\alpha_{\text{exp\_NM}}$	1,0 (N.A.)	1,00 (N.A.)
$\alpha_{\text{valor\_NM}}$	0,84 (7,6)	0,84 (7,6)
$\beta_{\text{TM\_Auto}}$	0,30 (3,9)	0,30 (3,9)
$\beta_{\text{TM\_TP}}$	-0,50 (-4,9)	-0,50 (-4,9)
$\beta_{\text{TM\_NM}}$	-0,40 (-5,1)	-0,40 (-5,1)
$\beta_{\text{Ocup-TP}}$	0,25 (3,6)	0,25 (3,6)
$\beta_{\text{Disp\_Auto-TP}}$	0,55 (2,8)	0,55 (2,8)
$\beta_{\text{Género-TP}}$	-0,19 (-1,8)	-0,19 (-1,8)
$\beta_{\text{Ing-fa-TP}}$	0,24 (2,5)	0,24 (2,5)
$\gamma_{\text{TM-Disp\_Auto}}$	0,72 (14,5)	0,72 (14,5)
$\bar{\rho}^2$	0,33	0,32
LL	-200,49	-201,79

## ANEXO 5.4 Fiabilidad del indicador FPR

Algunos investigadores destacan que el índice FPR es un indicador ambiguo de la fiabilidad del modelo, ya que valores demasiado altos o bajos, deberían llevar al rechazo del modelo. Por esta razón, para que este indicador pueda dar resultados confiables, es que se apoya en dos indicadores adicionales, relacionados con el valor esperado y la varianza del FPR (Ortúzar y Willumsen, 2011). El valor esperado para un modelo específico se define como:

$$ER = \sum_{q=1}^Q P_q \quad (A.5.1)$$

donde,  $P_q$  representa la máxima probabilidad asociada con la mejor opción del individuo  $q$ . Esto se calcula para todos los individuos de la muestra de tamaño  $Q$ . Por lo que, tanto para  $ER$  como  $CR$  (definidos en el capítulo 5), se les puede asociar sus varianzas, que están dadas por las siguientes expresiones:

$$VAR(CR) = \frac{1}{N_q} \left(1 - \frac{1}{N_q}\right) \quad (A.5.2)$$

$$VAR(ER) = P_q(1 - P_q) \quad (A.5.3)$$

donde,  $N_q$  es el número de alternativas que tiene disponible el individuo  $q$ . Con estos valores, al compararlos entre sí, se puede obtener una medida de que el modelo si es razonable e informativo en términos de la predicción que realiza sobre la elección (Gunn y Bates, 1982).

En la Tabla A.5.17, se muestran los valores de estos indicadores, para los modelos presentados en el capítulo 5, que son los que cuentan con una mejor bondad de ajuste: Se debe considerar que, como  $CR$  y  $VAR(CR)$  dependen solamente del número de alternativas disponibles que posea el individuo, sus valores corresponde a 112,8 y 67,7 respectivamente. Estos valores se compararan con los mostrados en la siguiente tabla.

Tabla A.5.17 Indicadores adicionales al FPR

<b>Indicador</b>	<b>Clásico</b>	<b>Clásico Mixto</b>	<b>Actitud</b>	<b>Actitud y Hábito</b>	<b>Actitud MIMIC y Hábito</b>
FPR	213	211	214	235	226
ER	204,30	205,30	252,34	265,82	235,65
VAR (ER)	59,48	58,06	33,45	27,06	43,57

Según Gunn y Bates (1982), la mayor fiabilidad del FPR, se da en los modelos que tienen valores similares de FPR y ER y que son más grandes que CR. Por lo que, según lo mostrado en la Tabla XX, todos los modelos tienen valores más grandes que CR y las diferencias son mayores en el caso de los modelos con factores de personalidad. Esto se refuerza al comparar las varianzas del valor esperado de FPR con la varianza de CR, ya que en todos los casos, el valor esperado de FPR es menor que la varianza de CR, lo que explica que los modelos tienen un nivel de predicción mayor que un modelo equiprobable, aspecto que se acrecienta aún más en los modelos que incluyen factores de personalidad, donde la varianza es menor.

Por lo tanto, como FPR y ER son cercanos, todos los modelos pueden explicar la variación de los datos, en especial en los modelos que incluyen variables de personalidad.

**ANEXO 6.1 Ubicación de encuestados y zonificación**

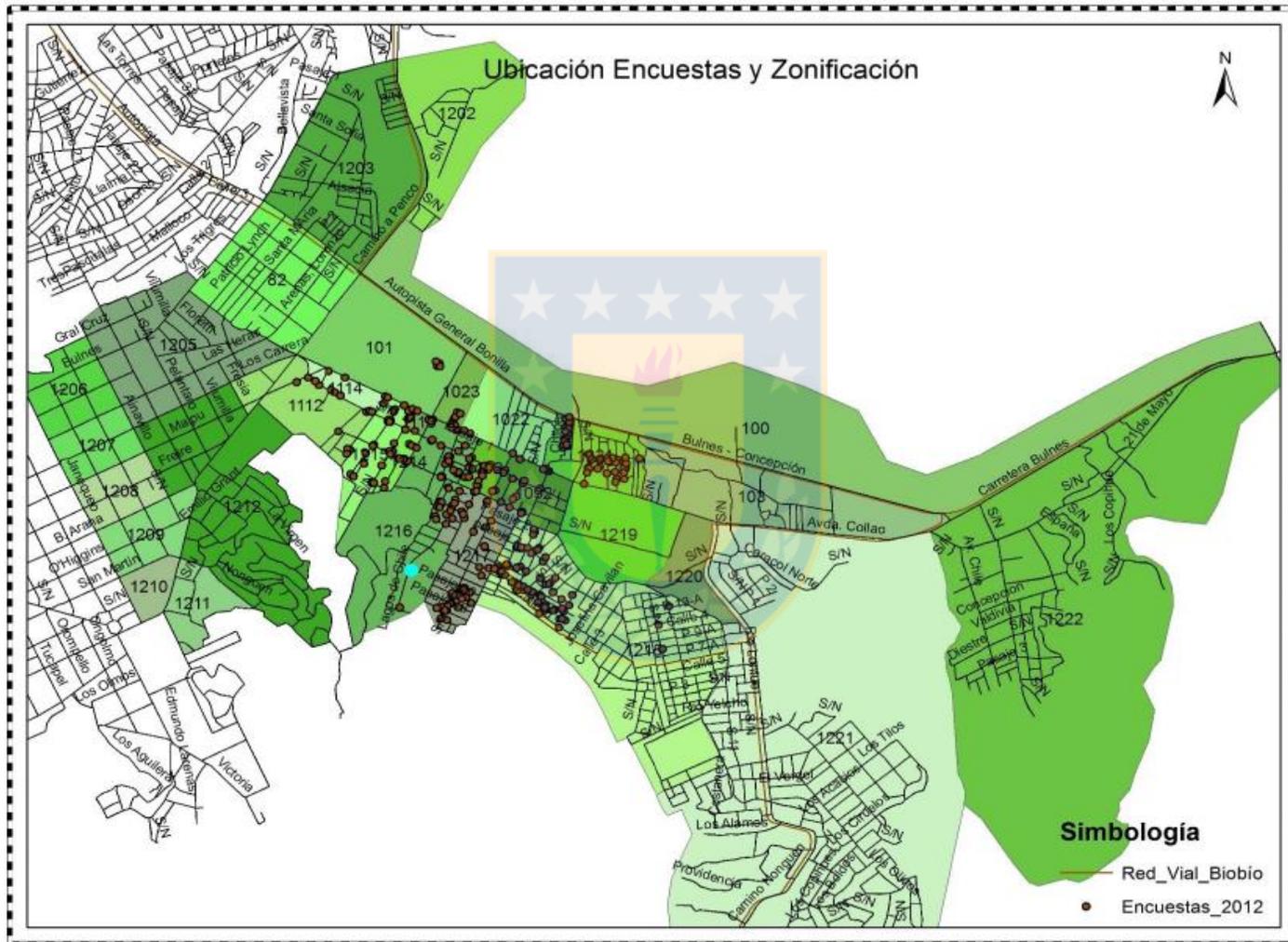


Figura A. 6. 1 Ubicación de los encuestados, zonificación y red vial del área de estudio

**ANEXO 6.2 Corrección de la demanda al incorporar variables de personalidad**

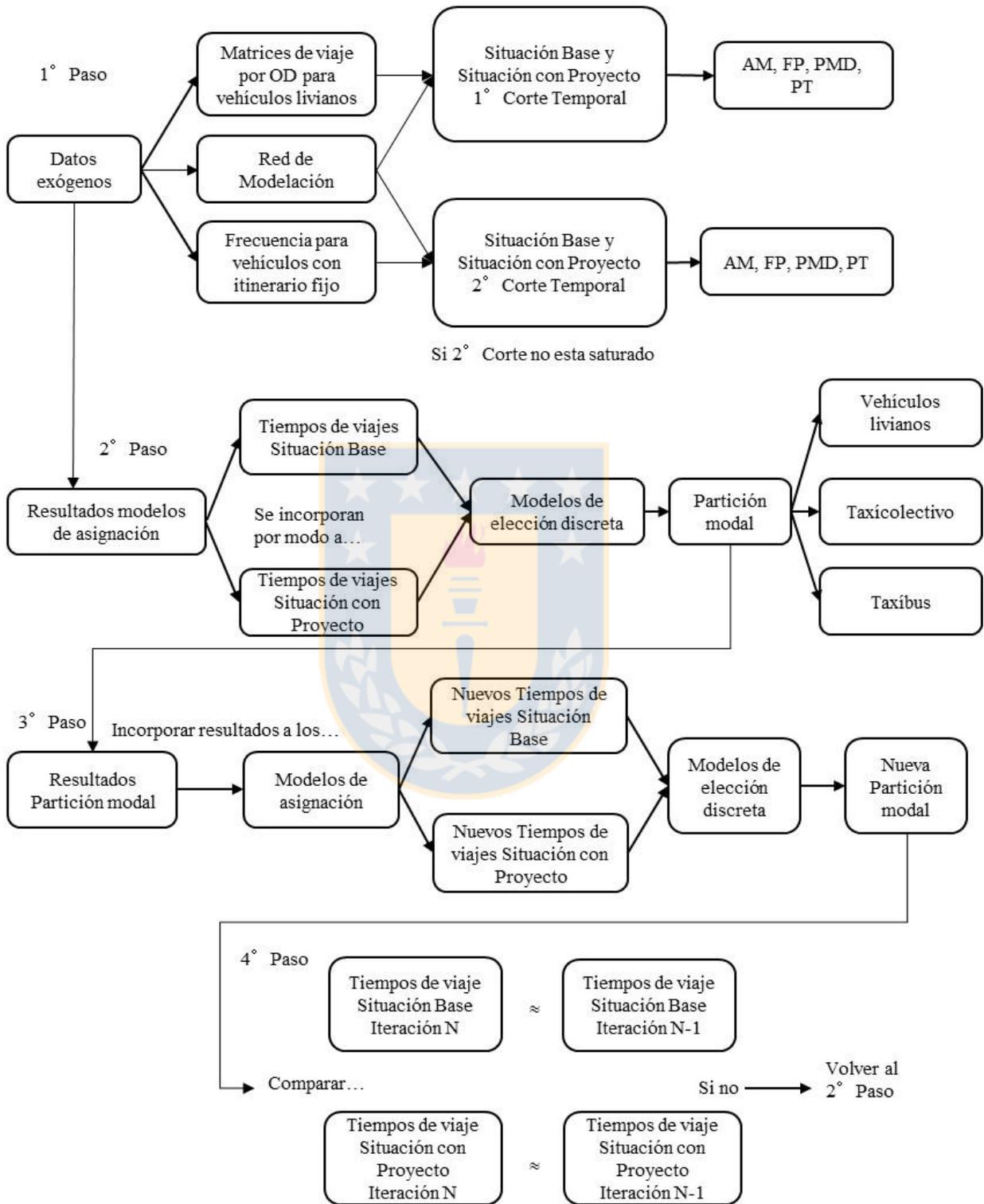


Figura A. 6. 2 Esquema de proceso de corrección de la demanda

### ANEXO 6.3 Proporciones de corrección de la demanda por modelo de elección

Tabla A.6.1 Viajes por modo de transporte y por modelo de elección año 2015 situación base

Modos	Base 2015			
	Base	Clásico	Actitud y Hábito	Actitud y Habito MIMIC
Liv	85	88	91	97
Taxibus	160	149	143	139
Taxi	26	34	37	37
Total	271	271	271	273

Tabla A.6.2 Proporción de viajes por modelo de elección año 2015 situación base

Modos	Base	Clásico	Actitud y Hábito	Actitud y Habito MIMIC
Liv	31,4%	32,5%	33,5%	35,4%
Taxibus	59,0%	55,0%	52,9%	51,0%
Taxi	9,6%	12,5%	13,7%	13,6%

Tabla A.6.3 Viajes por modo y por modelo de elección año 2015 situación con proyecto

Modos	Proyecto 2015			
	Base	Clásico	Actitud y Hábito	Actitud y Habito MIMIC
Liv	85	58	65	69
Taxibus	160	182	179	174
Taxi	26	34	29	32
Total	271	274	273	275

Tabla A.6.4 Proporción de viajes por modelo de elección año 2015 situación con proyecto

Modos	Base	Clásico	Actitud y Hábito	Actitud y Habito MIMIC
Liv	31,4%	21,2%	23,8%	25,1%
Taxibus	59,0%	66,4%	65,6%	63,3%
Taxi	9,6%	12,4%	10,6%	11,6%

Tabla A 6.5 Viajes por modo y por modelo de elección año 2020 situación base

Modos	Base 2020			
	Base	Clásico	Actitud y Hábito	Actitud y Habito MIMIC
Liv	85	89	94	95
Taxibus	160	150	141	145
Taxi	26	32	36	33
Total	271	271	271	273

Tabla A.6.6 Proporción de viajes por modelo de elección año 2020 situación base

Modos	Base	Clásico	Actitud y Hábito	Actitud y Habito MIMIC
Liv	31,4%	32,8%	34,7%	34,8%
Taxibus	59,0%	55,4%	52,0%	53,1%
Taxi	9,6%	11,8%	13,3%	12,1%

Tabla A.6.7 Viajes por modo y por modelo de elección año 2020 situación con proyecto

Modos	Proyecto 2020			
	Base	Clásico	Actitud y Hábito	Actitud y Habito MIMIC
Liv	85	67	73	78
Taxibus	160	174	171	165
Taxi	26	31	29	32
Total	271	272	273	275

Tabla A.6.8 Proporción de viajes por modelo de elección año 2020 situación con proyecto

Modos	Base	Clásico	Actitud y Hábito	Actitud y Habito MIMIC
Liv	31,4%	24,6%	26,7%	28,4%
Taxibus	59,0%	64,0%	62,6%	60,0%
Taxi	9,6%	11,4%	10,6%	11,6%

### ANEXO 6.4 Consumos de costos de operación por corrección de la demanda

Tabla A.6.9 Consumo de costos de operación modelo de demanda clásico 2015

Clásico año 2015		Veh Liviano		TXC		Buses		Camión	
		Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy
<b>Tiempo (veh/h)</b>	AM	975	924	70	70	1.789	1.715	29	29
	FP	439	433	66	64	880	821	56	56
	PMD	610	589	63	62	881	831	47	46
	PT	968	900	79	78	1.247	1.166	43	40
<b>Combustible (lts./h)</b>	AM	1.618	1.609	85	86	939	901	280	280
	FP	876	888	76	75	869	830	541	543
	PMD	1.168	1.172	84	83	821	792	443	442
	PT	1.753	1.717	81	81	806	774	403	390
<b>Otros CO (unidad/h)</b>	AM	500.435	475.938	9.658	9.152	97.394	87.450	62.122	62.025
	FP	277.615	264.841	9.209	8.600	90.053	80.818	121.796	121.084
	PMD	369.106	351.213	9.893	9.403	84.460	75.903	101.233	100.028
	PT	537.444	511.576	9.323	8.857	82.703	74.714	90.350	89.834

Tabla A.6.10 Consumo de costos de operación modelo de demanda clásico 2020

Clásico año 2020		Veh Liviano		TXC		Buses		Camión	
		Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy
<b>Tiempo (veh/h)</b>	AM	1.293	1.158	89	82	2.261	1.985	30	29
	FP	571	526	74	70	1.022	935	57	56
	PMD	796	714	73	67	1.051	932	49	46
	PT	1.274	1.118	93	91	1.648	1.415	43	40
<b>Combustible (lts./h)</b>	AM	2.057	1.982	109	101	1.147	1.047	286	279
	FP	1.108	1.080	87	82	998	941	549	541
	PMD	1.462	1.408	97	91	961	888	454	441
	PT	2.214	2.088	96	94	990	908	401	386
<b>Otros CO (unidad/h)</b>	AM	613.115	570.932	10.665	9.963	108.334	97.898	79.550	78.303
	FP	420.269	318.930	10.278	9.309	85.309	90.741	126.847	152.926
	PMD	458.124	418.543	10.925	10.236	93.948	84.959	129.686	126.326
	PT	672.886	618.068	10.295	9.641	91.992	83.647	115.778	113.484

Tabla A.6.11 Consumo de costos de operación modelo de demanda actitud y hábito 2015

Actitud y Hábito 2015		Veh Liviano		TXC		Buses		Camión	
		Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy
<b>Tiempo (veh/h)</b>	AM	1.023	958	73	73	1.877	1.778	31	30
	FP	461	449	69	67	924	869	59	58
	PMD	640	610	66	64	925	879	49	48
	PT	1.016	933	83	81	1.308	1.234	45	42
<b>Combustible (lts./h)</b>	AM	1.698	1.668	89	89	985	953	293	290
	FP	920	920	80	78	912	879	568	563
	PMD	1.226	1.215	88	86	861	839	465	459
	PT	1.840	1.780	85	84	846	820	423	404
<b>Otros CO (unidad/h)</b>	AM	525.199	493.422	10.136	9.488	102.213	92.551	65.196	64.303
	FP	291.352	274.570	9.665	8.916	94.509	85.532	127.823	125.532
	PMD	387.371	364.114	10.383	9.749	88.640	80.331	106.243	103.702
	PT	564.039	530.368	9.784	9.182	86.795	79.072	94.821	93.134

Tabla A.6.12 Consumo de costos de operación modelo de demanda actitud y hábito 2020

Actitud y Hábito 2015		Veh Liviano		TXC		Buses		Camión	
		Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy
<b>Tiempo (veh/h)</b>	AM	1.352	1.224	93	87	2.363	2.099	32	31
	FP	597	557	78	74	1.069	988	60	59
	PMD	832	754	76	71	1.099	985	51	49
	PT	1.332	1.182	97	96	1.722	1.496	45	42
<b>Combustible (lts./h)</b>	AM	2.150	2.096	114	106	1.198	1.107	299	295
	FP	1.158	1.142	90	87	1.043	995	574	572
	PMD	1.528	1.489	102	96	1.005	939	474	466
	PT	2.314	2.207	101	99	1.035	960	419	408
<b>Otros CO (unidad/h)</b>	AM	640.812	603.598	11.147	10.533	113.228	103.499	83.144	82.783
	FP	439.254	337.178	10.743	9.842	89.163	95.933	132.577	161.675
	PMD	478.819	442.491	11.419	10.822	98.192	89.820	135.544	133.554
	PT	703.283	653.432	10.760	10.193	96.148	88.433	121.008	119.977

Tabla A.6.13 Consumo de costos de operación modelo de demanda actitud *mimicy* hábito 2015

Actitud y Hábito MIMIC 2015		Veh Liviano		TXC		Buses		Camión	
		Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy
Tiempo (veh/h)	AM	1.035	978	74	74	1.900	1.814	31	31
	FP	466	459	70	68	935	886	60	59
	PMD	647	623	67	66	936	897	50	49
	PT	1.028	952	84	82	1.324	1.259	46	43
Combustible (lts./h)	AM	1.718	1.703	90	91	997	973	297	296
	FP	931	940	81	79	922	897	574	575
	PMD	1.240	1.240	89	88	871	856	470	468
	PT	1.862	1.817	86	85	856	837	428	412
Otros CO (unidad/h)	AM	531.390	503.621	10.255	9.684	103.418	94.464	65.965	65.632
	FP	294.787	280.245	9.779	9.100	95.623	87.300	129.330	128.126
	PMD	391.937	371.640	10.505	9.950	89.685	81.991	107.495	105.846
	PT	570.688	541.331	9.899	9.372	87.818	80.706	95.939	95.059

Tabla A.6.14 Consumo de costos de operación modelo de demanda actitud *mimic* y hábito 2020

Actitud y Hábito MIMIC 2020		Veh Liviano		TXC		Buses		Camión	
		Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy	Base	Proy
Tiempo (veh/h)	AM	1.350	1.227	93	87	2.361	2.104	32	31
	FP	596	558	78	75	1.068	991	60	60
	PMD	831	756	76	72	1.098	988	51	49
	PT	1.331	1.185	97	96	1.720	1.500	45	42
Combustible (lts./h)	AM	2.148	2.101	114	107	1.197	1.110	299	295
	FP	1.157	1.145	90	87	1.042	997	573	573
	PMD	1.527	1.492	102	96	1.004	942	474	467
	PT	2.312	2.213	101	100	1.034	962	418	409
Otros CO (unidad/h)	AM	640.182	605.070	11.136	10.558	113.116	103.752	83.062	82.985
	FP	438.823	338.000	10.732	9.866	89.075	96.167	132.447	162.070
	PMD	478.349	443.569	11.407	10.848	98.096	90.039	135.411	133.880
	PT	702.592	655.024	10.750	10.218	96.053	88.648	120.890	120.270

Tabla A.6.15 Corriente de beneficios modelo de demanda clásico

Año	Inv/VR (MM\$)	Beneficios (MM\$)			Total (MM\$)
		Tiempo	Combustible	OCO	
2014	-22080				-22.080
2015		621	83	140	845
2016		790	128	187	1.105
2017		958	174	234	1.366
2018		1.127	219	281	1.627
2019		1.295	264	328	1.887
2020		1.464	309	375	2.148
2021		1.548	354	398	2.301
2022		1.633	399	422	2.454
2023		1.717	445	445	2.606
2024		1.801	490	468	2.759
2025		1.885	535	492	2.912
2026		1.970	580	515	3.065
2027		2.054	625	539	3.218
2028		2.138	670	562	3.371
2029		2.223	716	586	3.524
2030		2.307	761	609	3.677
2031		2.307	761	609	3.677
2032		2.307	761	609	3.677
2033		2.307	761	609	3.677
2034	10.024	2.307	761	609	13.701
				VAN (MM\$)	7.858
				VAN1 (MM\$)	-453
				TIR (%)	9,1
				TRI (%)	3,8
				IVAN (%)	35,6

Tabla A.6.16 Corriente de beneficios modelo de demanda actitud y hábito

Año	Inv/VR (MM\$)	Beneficios (MM\$)			Total (MM\$)
		Tiempo	Combustible	OCO	
2014	-22.080				-22.080
2015		687	122	173	982
2016		819	144	209	1.172
2017		951	167	244	1.362
2018		1.083	190	280	1.553
2019		1.215	213	316	1.743
2020		1.347	235	351	1.933
2021		1.413	247	369	2.028
2022		1.479	258	387	2.124
2023		1.545	269	404	2.219
2024		1.611	281	422	2.314
2025		1.677	292	440	2.409
2026		1.743	303	458	2.504
2027		1.809	315	475	2.599
2028		1.875	326	493	2.694
2029		1.941	337	511	2.790
2030		2.007	349	529	2.885
2031		2.007	349	529	2.885
2032		2.007	349	529	2.885
2033		2.007	349	529	2.885
2034	10.024	2.007	349	529	12.909
				VAN (MM\$)	4.245
				VANI (MM\$)	-323
				TIR (%)	7,8
				TRI (%)	4,4
				IVAN (%)	19,2

Tabla A.6.17 Corriente de beneficios modelo de demanda actitud *mimic* y hábito

Año	Inv/VR (MM\$)	Beneficios (MM\$)			Total (MM\$)
		Tiempo	Combustible	OCO	
2014	-22.080				-22.080
2015		572	64	150	786
2016		716	93	187	996
2017		860	122	225	1.207
2018		1.003	151	263	1.417
2019		1.147	180	301	1.627
2020		1.291	209	339	1.838
2021		1.363	223	357	1.943
2022		1.434	238	376	2.048
2023		1.506	252	395	2.154
2024		1.578	266	414	2.259
2025		1.650	281	433	2.364
2026		1.722	295	452	2.469
2027		1.794	310	471	2.574
2028		1.866	324	490	2.680
2029		1.937	339	509	2.785
2030		2.009	353	528	2.890
2031		2.009	353	528	2.890
2032		2.009	353	528	2.890
2033		2.009	353	528	2.890
2034	10.024	2.009	353	528	12.914
VAN (MM\$)					3.340
VAN1 (MM\$)					-509
TIR (%)					7,4
TRI (%)					3,6
IVAN (%)					15,1