



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

**MODELACIÓN DE ACTIVIDADES Y VIAJES MEDIANTE LA  
TRANSFERIBILIDAD TEMPORAL DE UN MODELO DE  
MICROSIMULACIÓN BASADO EN ACTIVIDADES: UNA  
APLICACIÓN SOBRE EL GRAN TEMUCO**

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

VÍCTOR FELIPE ALLENDES RODRÍGUEZ  
CONCEPCIÓN – CHILE  
2021

Profesor Guía: Juan Carrasco Montaga  
Dpto. de Ingeniería Civil, Facultad de Ingeniería  
Universidad de Concepción

## RESUMEN

Las políticas de transporte urbano chilenas utilizan, por lo general, los modelos tradicionales para replicar y predecir los viajes de los individuos dentro de los distintos contextos urbanos. Lamentablemente, dado su naturaleza agregada, están limitados al momento de ser aplicados a un nivel más desagregado (por ejemplo, modelan explícitamente la interacción intra-hogar y de viajes conjuntos). Además, este tipo de modelos son basados en viajes, es decir, que su unidad fundamental de análisis son los viajes en sí. Esto presenta limitaciones al momento de vincular las actividades que se desean realizar con sus respectivas cadenas de viajes. Los modelos de microsimulación basados en actividades rompen con el paradigma mencionado, ya que consideran el viaje como una demanda derivada de las actividades que desean desarrollar cada persona u hogar y, por lo tanto, considera aspectos que están fuera del alcance de los modelos tradicionales.

El objetivo de esta tesis es evaluar la replicación y la capacidad predictiva de TASHA (*Travel Activity Scheduler for Household Agents*) dentro de un contexto chileno (el Área Metropolitana de Temuco o, en otras palabras, el Gran Temuco), con la finalidad de proveer de una herramienta alternativa en las políticas de transporte urbano. Una característica importante de este modelo es que requiere de una encuesta de viajes para su aplicación, es decir, de una Encuesta Origen-Destino, y de cualquier otro estudio que pueda proveer de información de tiempos de viaje. Usando esta información fue posible estimar y predecir las actividades (trabajo, estudio, compras, hogar y otros), junto a sus respectivos atributos (frecuencia, hora de inicio y hora de finalización), la partición modal y los viajes dentro del Área Metropolitana de Temuco. Respecto a la replicación, TASHA entrega resultados aceptables tanto para las actividades (errores relativos cercanos al 5%, en su gran mayoría) como la partición modal (errores absolutos próximos al 5% cuando se analiza acorde al nivel socioeconómico y al período del día). Sin embargo, no logra estimar del todo correcto los parámetros asociados a los viajes (duración, distribución y flujo). Por otro lado, en cuanto a la predicción, se determinó que TASHA no logra predecir de manera completamente precisa los parámetros mencionados anteriormente si es que existe un cambio significativo en el comportamiento de los individuos entre ambos años. En otras palabras, los cambios políticos que modificaron la estructura horaria de las actividades de trabajo y estudio y el crecimiento económico de la ciudad previenen que el modelo entregue resultados muy precisos.

## **AGRADECIMIENTOS**

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por ANID PIA/BASAL AFB180003 del Instituto de Sistemas Complejos de Ingeniería.

Se agradece al profesor Juan Carrasco, a James Vaughan y Eric Miller por su contribución al presente trabajo, no solo por sus conocimientos técnicos, sino que también por sus recomendaciones y apoyo a lo largo del desarrollo de éste.

Un profundo agradecimiento a mis compañeros de universidad y amigos que me acompañaron a lo largo del desarrollo del Magíster, en especial a Pablo, Emilio, Julio, Enrique, Paula y Vania.

Además, agradezco a mi padre Víctor y a mi madre Bernardita por su confianza y apoyo incondicional, por haberme entregado las herramientas necesarias para mi formación, por todas las horas de risas que hemos tenido, por sus consejos y opiniones respecto a los distintos problemas que me he enfrentado en mi vida y por sembrar en mí valores como respeto, optimismo, amistad, humildad y generosidad. También a mi hermano Ignacio, a mis hermanas Paz y Josefa, a mi primo Diego por ser partícipes de mi vida y a mi tía Andrea por su ayuda incondicional cuando se requería.

**ÍNDICE DE CONTENIDOS**

CAPÍTULO 1	INTRODUCCIÓN .....	1
1.1	Motivación .....	1
1.2	Objetivos .....	2
1.2.1	Objetivo General.....	2
1.2.2	Objetivo Específicos.....	2
1.3	Pregunta de Investigación .....	2
1.4	Alcance .....	2
1.5	Metodología de Trabajo.....	2
1.6	Principales Resultados y Conclusiones.....	3
1.7	Estructura del Informe .....	3
CAPÍTULO 2	MODELOS DE MICROSIMULACIÓN .....	4
2.1	Introducción .....	4
2.2	Modelos Basados en Tours .....	5
2.3	Modelos Basados en Actividades .....	6
2.3.1	TASHA.....	7
CAPÍTULO 3	METODOLOGÍA DE TRABAJO .....	13
3.1	Introducción .....	15
3.2	Ensamblaje de Datos.....	15
3.3	Codificación de la Red EMME.....	14
3.4	Evaluación de TASHA para el Año Base .....	15
3.5	Predicción de Parámetros.....	15
CAPÍTULO 4	MODELACIÓN DEL GRAN TEMUCO .....	18
4.1	Introducción .....	15
4.2	Modelación en GTAModel del Gran Temuco .....	15

4.2.1	PoRPoW .....	20
4.2.2	PoRPoS.....	21
4.2.3	Programador de Actividades .....	22
4.2.4	Elección de Modo.....	24
4.3	Modelación en EMME del Gran Temuco.....	26
CAPÍTULO 5 ANÁLISIS DE RESULTADOS .....		29
5.1	Introducción .....	29
5.2	Replicación Año Base.....	29
5.2.1	Distribución de Actividades .....	29
5.2.2	Elección de Modo.....	37
5.2.3	Asignación a la Red.....	42
5.2.4	Conclusiones.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
5.3	Predicción de Parámetros.....	49
5.3.1	Distribución de Actividades .....	49
5.3.2	Elección de Modo.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
5.3.3	Asignación a la Red.....	63
5.3.4	Conclusiones.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
CAPÍTULO 6 CONCLUSIONES .....		70
REFERENCIAS .....		73
ANEXOS.....		77
ANEXOS 5.1	Estimación de Distribución de Actividades .....	77
ANEXOS 5.2	Error Relativo para cada Nivel de Ingreso y por Período .....	86
ANEXOS 5.3	Generación y Atracción de Viajes .....	90
ANEXOS 5.4	Predicción de Distribución de Actividades .....	98
ANEXOS 5.5	Predicción de Viajes Generados y Atraídos.....	105

ANEXOS 5.6 Error Relativo Predicho para cada Nivel de Ingreso y por Período..... 111



**ÍNDICE DE TABLAS**

Tabla 5.1. Frecuencia observada vs frecuencia estimada de actividades. ....	42
Tabla 5.2. Detalle de la partición modal observada vs modelada de un día. ....	38
Tabla 5.3. Detalle de la partición modal observada vs modelada del período AM. ....	39
Tabla 5.4. Detalle de la partición modal observada vs modelada del período MD. ....	39
Tabla 5.5. Detalle de la partición modal observada vs modelada del período PM. ....	52
Tabla 5.6. Detalle de la partición modal observada vs modelada del período EV. ....	53
Tabla 5.7. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período AM de toda la muestra. ....	55
Tabla 5.8. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período AM de los hogares de ingresos bajos. ....	55
Tabla 5.9. Frecuencia observada y frecuencia predicha de actividades. ....	50
Tabla 5.10. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período AM de toda la muestra. ....	66
Tabla 5.11. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período AM de los hogares de ingresos bajos. ....	67
Tabla A.5.1.1 Hora de inicio observado vs lo modelado para todas las actividades. ....	77
Tabla A.5.1.2 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad para actividad W. ....	78
Tabla A.5.1.3 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad para actividad S. ....	78
Tabla A.5.1.4 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad H. ....	79
Tabla A.5.1.5 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad O. ....	80
Tabla A.5.1.6 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad M. ....	80
Tabla A.5.1.7 Hora de finalización observado vs lo modelado para todas las actividades. ....	81
Tabla A.5.1.8 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad W. ....	82
Tabla A.5.1.9 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad S. ....	82
Tabla A.5.1.10 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad H. ....	83
Tabla A.5.1.11 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad O. ....	84
Tabla A.5.1.12 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad M. ....	84
Tabla A.5.2.1 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período AM de los hogares de ingresos medios. ....	86

Tabla A.5.2.2 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período AM de los hogares de ingresos altos. ....	86
Tabla A.5.2.3 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período MD de los hogares de ingresos bajos. ....	86
Tabla A.5.2.4 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período MD de los hogares de ingresos medios. ....	87
Tabla A.5.2.5 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período MD de los hogares de ingresos altos. ....	87
Tabla A.5.2.6 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período PM de los hogares de ingresos bajos. ....	87
Tabla A.5.2.7 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período PM de los hogares de ingresos medios. ....	88
Tabla A.5.2.8 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período PM de los hogares de ingresos altos. ....	88
Tabla A.5.2.9 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período EV de los hogares de ingresos bajos. ....	88
Tabla A.5.2.10 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período EV de los hogares de ingresos medios. ....	89
Tabla A.5.2.11 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período EV de los hogares de ingresos altos. ....	89
Tabla A.5.3.1 Viajes originados por zona en el período AM. ....	90
Tabla A.5.3.2 Viajes destinados por zona en el período AM. ....	91
Tabla A.5.3.3 Viajes originados por zona en el día completo. ....	93
Tabla A.5.3.4 Viajes destinados por zona en el día completo. ....	94
Tabla A.5.4.1 Hora de inicio observado vs predicho para todas las actividades. ....	96
Tabla A.5.4.2 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad W. ....	96
Tabla A.5.4.3 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad S. ....	97
Tabla A.5.4.4 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad H. ....	98
Tabla A.5.4.5 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad O. ....	99
Tabla A.5.4.6 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad M. ....	99
Tabla A.5.4.7 Hora de finalización observado vs predicho para todas las actividades. ....	100



Tabla A.5.4.8 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad W. ....	101
Tabla A.5.4.9 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad S. ....	101
Tabla A.5.4.10 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad H. ....	102
Tabla A.5.4.11 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad O. ....	102
Tabla A.5.4.12 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad M. ....	103
Tabla A.5.5.1 Viajes originados predichos por zona en el período AM. ....	105
Tabla A.5.5.2 Viajes destinados predichos por zona en el período AM. ....	106
Tabla A.5.5.3 Viajes originados predichos del día completo. ....	108
Tabla A.5.5.4 Viajes destinados predichos del día completo. ....	109
Tabla A.5.6.1 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período AM de los hogares de ingresos medios ....	111
Tabla A.5.6.2 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período AM de los hogares de ingresos altos ....	111
Tabla A.5.6.3 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período MD de los hogares de ingresos bajos ....	111
Tabla A.5.6.4 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período MD de los hogares de ingresos medios ....	112
Tabla A.5.6.5 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período MD de los hogares de ingresos altos ....	112
Tabla A.5.6.6 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período PM de los hogares de ingresos bajos ....	112
Tabla A.5.6.7 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período PM de los hogares de ingresos medios ....	113
Tabla A.5.6.8 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período PM de los hogares de ingresos altos ....	113
Tabla A.5.6.9 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período EV de los hogares de ingresos bajos ....	113
Tabla A.5.6.10 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período EV de los hogares de ingresos medios ....	114
Tabla A.5.6.11 Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período EV de los hogares de ingresos altos ....	114

**ÍNDICE DE FIGURAS**

Figura 2.1. Tipos de proyectos. ....	8
Figura 2.2. Diseño conceptual de TASHA. ....	23
Figura 2.3. Marco metodológico de la transferabilidad espacial del modelo TASHA. ....	24
Figura 3.1. Marco metodológico. ....	25
Figura 3.2. Área Metropolitana de Temuco. ....	27
Figura 4.1. Diagrama del GTAModel V4.0. ....	32
Figura 4.2. Etapas claves del programador de actividades. ....	34
Figura 4.3. Etapas de la generación de episodios. ....	35
Figura 4.4. Algoritmo de elección de modo. ....	36
Figura 4.5. Algoritmo global del modo pasajero. ....	37
Figura 4.6. Detalle de los algoritmos de generación de potenciales viajes de pasajeros. ....	38
Figura 4.7. Curva flujo-demora utilizada en la modelación. ....	39
Figura 5.1. Distribución del tiempo de inicio de todas las actividades. ....	42
Figura 5.2. Distribución del tiempo de inicio de la actividad W. ....	43
Figura 5.3. Distribución del tiempo de inicio de la actividad S. ....	43
Figura 5.4. Distribución del tiempo de inicio de la actividad H. ....	44
Figura 5.5. Distribución del tiempo de inicio de la actividad O. ....	44
Figura 5.6. Distribución del tiempo de inicio de la actividad M. ....	45
Figura 5.7. Distribución del tiempo de finalización de todas las actividades. ....	45
Figura 5.8. Distribución del tiempo de finalización de la actividad W. ....	46
Figura 5.9. Distribución del tiempo de finalización de la actividad S. ....	46
Figura 5.10. Distribución del tiempo de finalización de la actividad H. ....	47
Figura 5.11. Distribución del tiempo de finalización de la actividad O. ....	47
Figura 5.12. Distribución del tiempo de finalización de la actividad M. ....	48
Figura 5.13. Partición modal observada vs modelada de un día. ....	38
Figura 5.14. Partición modal observada vs modelada del período AM. ....	38
Figura 5.15. Partición modal observada vs modelada del período MD. ....	39
Figura 5.16. Partición modal observada vs modelada del período PM. ....	52
Figura 5.17. Partición modal observada vs modelada del período EV. ....	52

Figura 5.18. Partición modal hogares ingresos bajos. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.19. Partición modal hogares ingresos medios. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.20. Partición modal hogares ingresos altos. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.21. Viajes originados por zona período AM. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.22. Viajes originados por zona de todo el día. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.23. Viajes destinados por zona período AM. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.24. Viajes destinados por zona de todo el día. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.25. Duración de viajes para hogares de ingresos bajos. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.26. Duración de viajes para hogares de ingresos medios. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.27. Duración de viajes para hogares de ingresos altos. ....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
Figura 5.28. Distribución predicha del tiempo de inicio de todas las actividades. ....	51
Figura 5.29. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad trabajo. ....	51
Figura 5.30. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad estudio. ....	52
Figura 5.31. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad retorno al hogar. ....	52
Figura 5.32. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad otros. ....	53
Figura 5.33. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad compras. ....	53
Figura 5.34. Distribución predicha del tiempo de finalización de todas las actividades. ....	54
Figura 5.35. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad trabajo. ....	54
Figura 5.36. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad estudio. ....	55
Figura 5.37. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad retorno al hogar. .	55
Figura 5.38. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad otros. ....	56
Figura 5.39. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad compras. ....	56
Figura 5.40. Tasa de distribución de la hora de inicio de la actividad trabajo. ....	57
Figura 5.41. Tasa de distribución de la hora de inicio de la actividad estudio. ....	58
Figura 5.42. Tasa de distribución de la hora de finalización de la actividad trabajo. ....	58
Figura 5.43. Tasa de distribución de la hora de finalización de la actividad estudio. ....	59
Figura 5.44. Partición modal predicha del día completo. ....	60
Figura 5.45. Partición modal predicha del período AM. ....	60
Figura 5.46. Partición modal predicha del período MD. ....	60
Figura 5.47. Partición modal predicha del período PM. ....	61
Figura 5.48. Partición modal predicha del período EV. ....	61

Figura 5.49. Comparación partición modal.....	61
Figura 5.50. Partición modal hogar de ingresos bajos.....	62
Figura 5.51. Partición modal hogar de ingresos medios.....	62
Figura 5.52. Partición modal hogar de ingresos medios.....	63
Figura 5.53. Viajes originados observados vs predichos por zona período AM.....	64
Figura 5.54. Viajes originados observados vs predichos por zona del día completo.....	65
Figura 5.55. Viajes destinados observados vs predichos por zona período AM.....	65
Figura 5.56. Viajes destinados observados vs predichos por zona del día completo.....	66
Figura 5.57. Duración de viajes predicha para hogares de ingresos bajos.....	68
Figura 5.58. Duración de viajes predicha para hogares de ingresos medios.....	68
Figura 5.59. Duración de viajes predicha para hogares de ingresos altos.....	69



## CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN

### 1.1 Motivación

Las políticas de transporte urbano chilenas utilizan, por lo general, los modelos tradicionales para replicar y predecir los viajes de los individuos dentro de los distintos contextos urbanos. Estos modelos son basados en viajes (es decir, su unidad fundamental de análisis son los viajes en sí), se enfocan en propósitos específicos de viajes (Ortúzar & Román, 2003), dependen fuertemente de la utilidad aleatoria e incorpora suposiciones basadas en viajes. La ventaja principal que presentan es su simplicidad en el uso y en su entendimiento. Lamentablemente, dada su naturaleza agregada, están limitados al momento de ser aplicados a un nivel más desagregado.

A partir de estas deficiencias surgen los modelos de microsimulación basados en actividades. Estos modelos consideran el viaje como una demanda derivada de la actividad que un hogar o un individuo desea desarrollar. *Davidson et al. (2007)* indican que las principales ventajas que poseen por sobre modelos tradicionales serían:

- Modelamiento explícito de la interacción intra-hogar y de viajes conjuntos, siendo este último crucial, por ejemplo, en la elección de vehículo de alta ocupación (*high occupancy vehicles*, HOV por sus siglas en inglés) como modo de viaje.
- Mejoramiento de la resolución temporal (de una hora o menos) con un seguimiento explícito de las ventanas de tiempo disponibles para la generación y programación de cadenas de viaje.
- Consideran viajes individuales y cadena de actividades en lugar de viajes no relacionados.

Este trabajo continúa con el estudio realizado por Allendes (2019), el cual consistió en evaluar la factibilidad y limitantes del modelo de microsimulación TASHA para el Área Metropolitana de Temuco. Es así como se desea aportar más aún en el desarrollo en el estudio del comportamiento de los usuarios al momento de desplazarse y, así, proveer de una herramienta de planificación urbana que entregue resultados con un mayor grado de precisión.

## 1.2 Objetivos

### 1.2.1 Objetivo General

Evaluar la replicación y la capacidad predictiva del modelo de microsimulación TASHA para ajustarse a datos reales obtenidos a partir de información chilena.

### 1.2.2 Objetivo Específicos

1. Evaluar la replicación de viajes del modelo utilizando la Encuesta Origen-Destino de Temuco.
2. Evaluar la transferabilidad temporal del modelo utilizando la Encuesta Origen-Destino de Temuco.

## 1.3 Pregunta de Investigación

Un modelo de microsimulación, ¿será capaz de replicar y de predecir de manera confiable los viajes de las personas de una ciudad chilena?

## 1.4 Alcance

La aplicación del estudio es en el Área Metropolitana de Temuco, el cual consta de las comunas Temuco y Padre de las Casas, y los cortes temporales evaluados corresponden al año 2002 y 2013.

## 1.5 Metodología de Trabajo

La metodología plantea dos tipos de evaluaciones. La primera consiste en analizar la replicación de actividades, junto a sus respectivos atributos (frecuencias, tiempo de inicio y de finalización), la partición modal (analizando acorde al nivel de ingresos y por período del día) y variables de viajes (conteo vehicular, distribución y duración, con los últimos dos evaluados acorde al nivel de

ingresos del hogar). La segunda evalúa la capacidad predictiva de TASHA de las mismas variables para el mismo contexto urbano.

## 1.6 Principales Resultados y Conclusiones

Respecto a la replicación, TASHA entrega resultados aceptables tanto para las actividades (errores relativos cercanos al 5%, en su gran mayoría) como la partición modal (errores absolutos próximos al 5% cuando se analiza acorde al nivel socioeconómico y al período del día). Pero, no logra estimar del todo correcta las variables asociadas a los viajes (duración, distribución y flujo). Por otro lado, en cuanto a la predicción, se determinó que TASHA no logra predecir de manera completamente precisa los parámetros mencionados anteriormente si es que existe un cambio significativo en el comportamiento de los individuos entre ambos años. En otras palabras, los cambios políticos asociados a las actividades de trabajo y estudio y el crecimiento económico de la ciudad previenen que el modelo entregue resultados muy precisos.



## 1.7 Estructura del Informe

El documento se estructura en seis capítulos. En el primero se presenta la motivación del estudio, los objetivos, la pregunta de investigación y el plan de trabajo. En el capítulo dos se describen los distintos tipos de modelos de microsimulación que existen en la literatura, junto a una breve descripción y caracterización de algunos, haciendo un especial énfasis en aquel utilizado en el presente estudio. En el tercer capítulo se explica la metodología de trabajo utilizada para aplicar el modelo TASHA dentro de un contexto chileno. En el cuarto capítulo se detalla los algoritmos del modelo utilizado para la replicación y predicción de viajes y actividades y las suposiciones asociadas a éstos. Posteriormente, en el capítulo cinco, se presentan los resultados obtenidos junto a su respectivo análisis. Por último, en el capítulo seis se especifican las principales conclusiones del trabajo y las líneas futuras de investigación.

## CAPÍTULO 2 MODELOS DE MICROSIMULACIÓN

### 2.1 Introducción

La literatura sobre los modelos tradicionales de cuatro etapas es extensa, con una historia de más de 60 años, por lo que gran parte de las políticas de transporte urbano han utilizado este tipo de modelos para estimar y predecir viajes. Dentro del contexto chileno, se han utilizado los modelos ESTRAUS (versión 7.6, SECTRA) y VIVALDI (versión 7.6, SECTRA), los cuales presentan en su raíz el algoritmo de los modelos tradicionales. La diferencia entre ellos radica en que ESTRAUS permite predecir un equilibrio simultáneo entre oferta y demanda, siendo ideal para ciudades de tamaño grande, y VIVALDI está regido bajo un algoritmo secuencial para la estimación de los distintos parámetros, siendo aplicable solo para ciudades de tamaño medio. Desafortunadamente, los modelos tradicionales presentan deficiencias al momento de describir el comportamiento de los usuarios, haciendo más difícil la tarea de estimar viajes presentes y futuros dentro de los sectores urbanos. Bifulco *et al.* (2010) ejemplifican las limitaciones y errores de los modelos tradicionales en reproducir comportamientos de transporte complejos. A partir de esto surgen los modelos de microsimulación, los cuales se caracterizan por captar el comportamiento de los individuos de una manera distinta a los tradicionales.

Los modelos de microsimulación existentes son basados en tours o en actividades. Los primeros consideran tours como la unidad de análisis principal, donde tours se define como una cadena de viajes realizada por un individuo dentro de un día, mientras que los basados en actividades consideran el viaje como una demanda derivada de la actividad que desea desarrollar un hogar o un individuo. Estos modelos, a nivel global, han sido desarrollados y aplicados principalmente para replicar las actividades y viajes de distintos contextos urbanos. Sin embargo, su evaluación en la capacidad predictiva de éstos ha sido poca. Por otro lado, a nivel latinoamericano, sólo un estudio en Asunción, Paraguay (UTTRI, 2017), ha dado evidencia de su aplicación. Este estudio desarrolló un prototipo de un modelo basado en actividades, el cual no pudo ser validado satisfactoriamente debido a limitaciones respecto a los datos relacionados con los viajes. A diferencia del presente trabajo, que la información y los datos fueron lo suficiente para entregar resultados concretos de actividades y viajes del Área Metropolitana de Temuco.



En el presente capítulo se abordan los orígenes y estado del arte de los modelos de microsimulación empleados en la estimación de viajes dentro de los sectores urbanos. Se describen brevemente las características y/o metodología de algunos modelos presentes en la literatura, haciendo un mayor énfasis en aquel utilizado en el presente estudio.

## 2.2 Modelos Basados en Tours

Los sistemas basados en tours modelan los tours que se derivan de la demanda de actividades que se desean realizar. Estos se desarrollan a fines de la década de 1970 y a principio de 1980 (Daly *et al.* 1983), los cuales aparecen como una necesidad de suplir las deficiencias presentes en los modelos tradicionales. Varios países europeos han desarrollado estos tipos de modelos. En Suecia, Algiers *et al.* (1996) desarrollaron SIMS, el cual incorpora las interacciones dentro del hogar, la integración de las decisiones respecto a las cadenas de viajes, la elección conjunta de individuos y el tratamiento de restricciones en el comportamiento de viajes. En Dinamarca, Fosgerau (2001) diseñó el modelo PETRA el cual provee de un enfoque alternativo al análisis de la demanda de viajes basada en actividades que excluye la dimensión del tiempo. También en Holanda, Gunn (1994) desarrolló el modelo nacional holandés (NMS, por sus siglas en inglés).

Por otro lado, los países norteamericanos no se han quedado atrás en el diseño de modelos basados en tours. En San Francisco, Jonnalagadda *et al.* (2001) desarrollaron un modelo basado en tours, el cual modela la elección del modo a utilizar y la elección de localización de la actividad a realizar.

Bowman & Ben-Akiva (2000) desarrollaron un sistema para la ciudad de Boston, el cual fue diseñado para capturar interacciones entre las decisiones de un individuo a lo largo de un período de 24 horas por medio de una representación explícita de los tours y sus inter-relaciones en un patrón de actividades. Además, Bowman *et al.* (1998) diseñaron un modelo para la ciudad de Portland. Este sistema representa explícitamente la demanda diaria total, las cadenas de viajes, la elección de modo y de localización de las actividades.

Otro modelo destinado a una región canadiense corresponde al desarrollado por Hunt & Stefan (2007). Este sistema fue creado con la finalidad de demostrar la factibilidad práctica de utilizar un

enfoque basado en tours en la modelación del desplazamiento de vehículos comerciales urbanos.

Por último, los países asiáticos también han desarrollado una gamma de sistemas basados en tours. Omer *et al.* (2010) diseñaron un modelo para la ciudad de Kofu, Japón.

Acorde a lo indicado por Miller *et al.* (2005), aun cuando estos modelos presentan diferencias, gran parte de ellos comparten varias características importantes:

- Dependen de alguna forma de estructura de logit.
- Aplican una definición y construcción de tours simple.
- Suponen algún modo principal.
- Separan la calibración por propósito de viaje.
- Usan una suposición explícita acerca de la disponibilidad de automóvil en vez de asignación vehicular.



### 2.3 Modelos Basados en Actividades

Estos tipos de modelos se caracterizan por considerar que los viajes surgen de la necesidad de participar en actividades fuera del hogar (Roorda *et al.*, 2008). Estos modelos son superiores a los basados en tours ya que si consideran la conexión entre múltiples tours realizados a lo largo de un mismo día y, por ende, captarían los efectos de las restricciones espacio-temporales entre tours (Bowman & Ben-Akiva, 2000).

Al igual que los sistemas basados en tours, los basados en actividades surgen a fines de la década de los 70 y su investigación se intensifica en la década siguiente, debido principalmente al avance en la tecnología informática y al progreso en las herramientas de análisis. Varias ciudades estadounidenses han desarrollado estos modelos. Pendyala *et al.* (2005) diseñaron el Simulador de Movilidad y Actividades de Florida (FAMOS, por sus siglas en inglés) para el estado de Florida. Por otra parte, Bradley *et al.* (2010) desarrollaron SACSIM destinado para la ciudad de Sacramento (California).

Respecto a los países europeos, Arentze & Timmermans (2004) desarrollaron el modelo ALBATROSS (*A Learning-Based Transportation Oriented Simulation System*), en conjunto con el gobierno holandés. A diferencia de otros sistemas, éste se diseñó a partir de una encuesta de actividades realizadas en el hogar, por lo que los resultados arrojados en su validación presentan un buen grado de precisión.

En Canadá también se han desarrollado modelos basados en actividades con la finalidad de mejorar la estimación de patrones de actividades y viajes de las ciudades. Uno de ellos corresponde a TASHA (*Travel Activity Scheduler for Household Agents*, Miller & Roorda, 2003). Dado que se seleccionó este modelo para evaluar su capacidad de ajustarse a datos reales y de predecir viajes, se dedicó una sección en particular para la descripción de su estructura y características. La razón principal de haber usado TASHA es que solo requiere de datos presente en encuestas de viajes para su aplicación, es decir, de una encuesta origen-destino (EOD).



### 2.3.1 TASHA

TASHA es un modelo basado en actividades desarrollado por Miller & Roorda (2003) y posteriormente validado para el Área Metropolitana de Toronto-Hamilton (GTHA por sus siglas en inglés, Roorda et al., 2008). Éste se diseñó a partir de los datos obtenidos de los diarios de viajes y, por lo tanto, es aplicable a cualquier área urbana en donde no estén disponibles los datos de actividades. Las características principales del modelo operativo son:

- Usó el concepto de proyecto para organizar episodios de actividades en la programación de las personas de un hogar,
- Introduce la interacción entre agentes de un mismo hogar, a través de episodios de actividades conjuntas,
- Fue diseñado a partir de la técnica de programación orientada a objetos. La orientación a objetos es un paradigma de modelación que atenta a replicar objetos relevantes en la vida real directamente al proceso de programación como una clase de código de programación,
- Incluye proyectos amplios y tipos de episodios. Los proyectos son asignados tanto a nivel

- personal como a nivel de hogar. La asignación de proyectos amplios para cada hogar y para cada persona se observa en la Figura 2.1, siendo el proyecto de trabajo el más complejo de todo, ya que alberga varios tipos de episodios de actividad (trabajo principal, trabajo secundario, trabajo de negocios, entre otros), y
- Asume que las decisiones del hogar son hechos de forma exógena, además de la programación de actividades. También la elección de modo es manejada de manera separada de la modelación de programación de actividades.

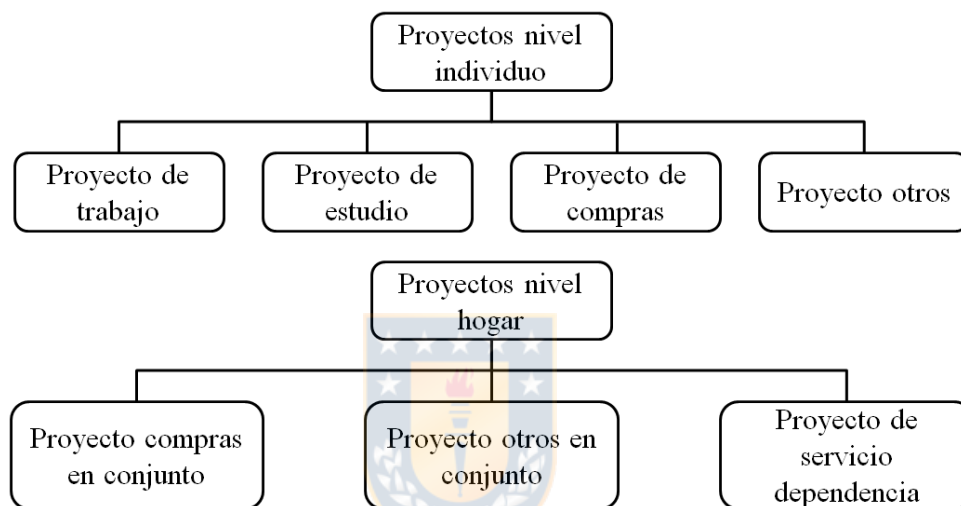


Figura 2.1 Tipos de proyectos (Miller & Roorda, 2003)

En cuanto a la modelación de la programación de actividades, el procedimiento es un evento conducido con un enfoque de abajo hacia arriba (*bottom up*). Este enfoque conduce a una programación más dinámica, en el sentido de que el programa está constantemente cambiando por nuevas oportunidades y por restricciones que un individuo se encuentra previo a la ejecución de su horario. Por lo tanto, la agenda de las personas es construida tomando episodios de actividades desde la agenda de proyectos e introduciéndolo a éste.

La representación conceptual del método usado en el modelo TASHA se observa en la Figura 2.2. El modelo de generación de actividades se basa en sorteos aleatorios de atributos de actividades a partir de funciones de distribución de probabilidad conjunta observadas de frecuencia, hora de inicio y duración. La elección de localización de actividades (exceptuando por la ubicación del

hogar y del lugar usual de estudio/trabajo) es basado en una serie de modelos logit. El modelo de programación de actividades usa el método basado en reglas, es decir, las actividades son introducidas a una agenda de proyectos del individuo en donde son incluidas a una secuencia de tiempo preliminar con actividades que cumplen un mismo propósito, a medida que se van incorporando actividades es probable que ocurran conflictos teniendo como resultado el cambio, rechazo o de reducir el tiempo de una actividad. El paso siguiente es un modelo de elección de modo basado en tours de utilidad aleatoria, en el que incorpora la elección de modo conjunto para actividades de la misma índole, asignación vehicular y una búsqueda explícita de oportunidades compartidas dentro del hogar. Por último, este procedimiento interactúa con un modelo de asignación dinámica de tráfico.

En lo que respecta a la verificación/validación de TASHA, Roorda *et al.* (2008) usaron datos de encuestas de viajes de los años 1996 y 2001 para el GTHA. Este proceso de validación consistió de dos etapas: replicación de los viajes para el año base (1996) y comparación de las predicciones del modelo con los viajes observados del año 2001. Concluyeron que los resultados obtenidos son lo suficientemente fuertes para garantizar la consideración de TASHA como alternativa a los sistemas de modelación convencionales. En la actualidad este modelo se encuentra en su cuarta versión y está en uso operativo por gran parte de las agencias de planificación de transporte en el GTHA (Miller, *et al.*, 2016; Miller, *et al.*, 2020). También fue usada como base para la generación del modelo basado en actividades de la ciudad de Asunción, Paraguay (UTTRI, 2017). Otra aplicación de TASHA dentro de un contexto latinoamericano corresponde al estudio realizado por Allendes (2019), el cual consistió en analizar las limitaciones del modelo y replicar las actividades, partición modal y viajes de la ciudad de Temuco para el año 2002.

Otro test de validación realizado para evaluar la capacidad general de TASHA fue el test de transferibilidad espacial (Yasmin *et al.*, 2015). En este estudio se evaluó en qué medida el modelo es transferible entre el GTA y la isla de Montreal a partir de la metodología mostrada en la Figura 2.3. Se observa que tres de los cinco componentes de TASHA han sido transferidos: generación de actividades, elección de localización de la actividad y programación de actividades. Para ello se empleó los coeficientes de Toronto calibrados previamente en el trabajo de Roorda *et al.* (2008).

Con ello concluyeron que:

- A un nivel agregado de análisis, TASHA provee de resultados razonables para la isla de Montreal para todos los atributos asociados a las actividades de trabajo, escuela y de volver a casa, con algunas excepciones.
- El modelo es prometedor para la frecuencia y hora de inicio para la actividad de compras, pero presenta una gran diferencia en relación de la duración de la actividad entre las dos ciudades.
- Las grandes diferencias, en algunos casos, podría indicar una diferencia real de comportamiento entre la isla de Montreal y el GTA.

En general, concluyeron que TASHA podría transferirse a una nueva área en desarrollo donde el set de datos no está disponible. Sin embargo, la reestimación de parámetros y el uso de distribución de atributos de actividades locales (frecuencia, hora de inicio y duración) es un paso deseable para la transferibilidad espacial del modelo.

Es así como los modelos de microsimulación han ido surgiendo a lo largo de los años, demostrando que su aplicación entrega resultados con un mayor grado de precisión que los modelos tradicionales, dado que actúan a un nivel más desagregados que éstos, por lo que es posible reconsiderar la aplicación de los modelos de cuatro etapas por aquellos que permitan enfrentar las problemáticas de transporte urbano con un mayor grado de confiabilidad.

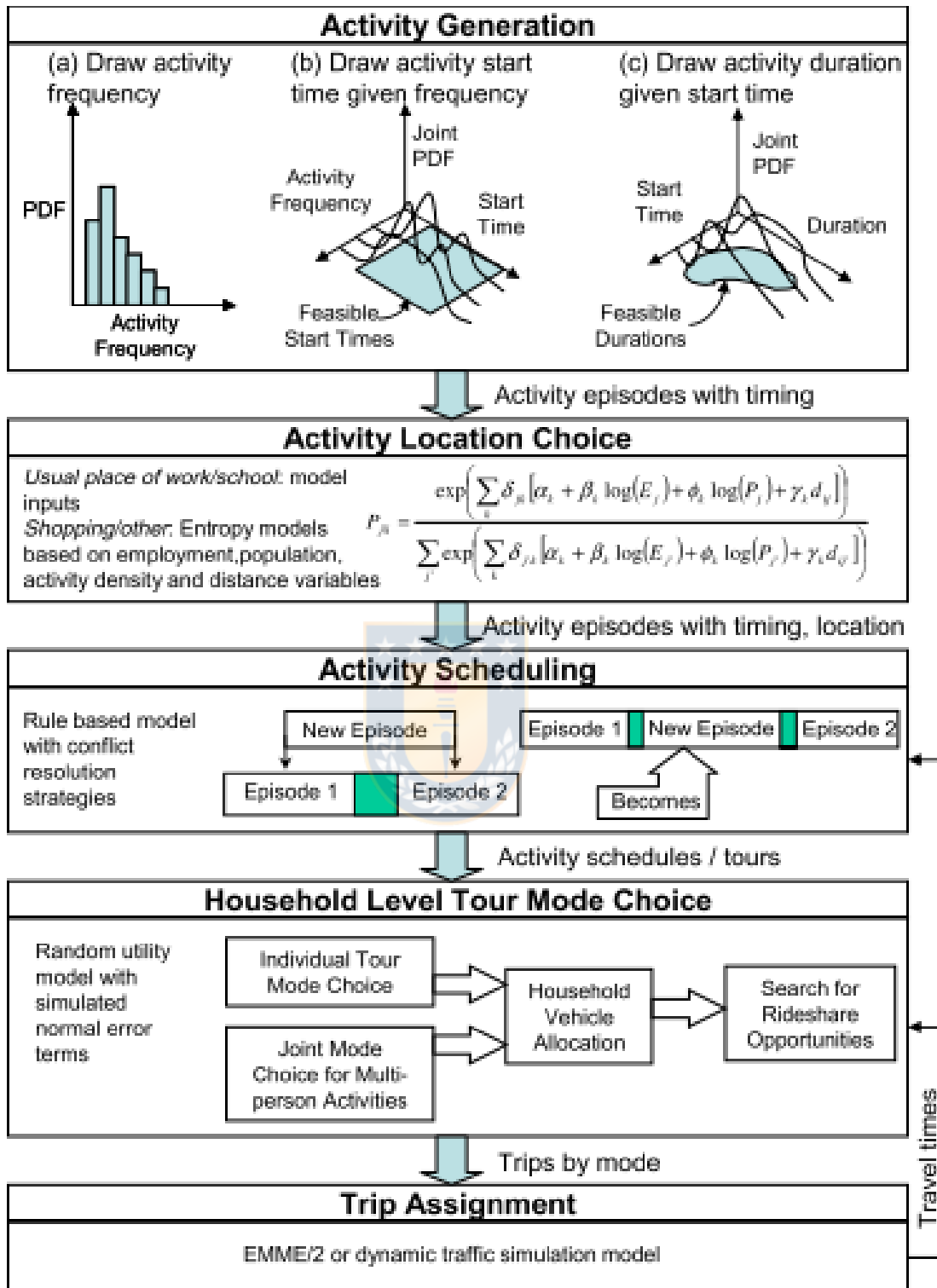


Figura 2.2 Diseño conceptual de TASHA (Roorda *et al.* , 2008)

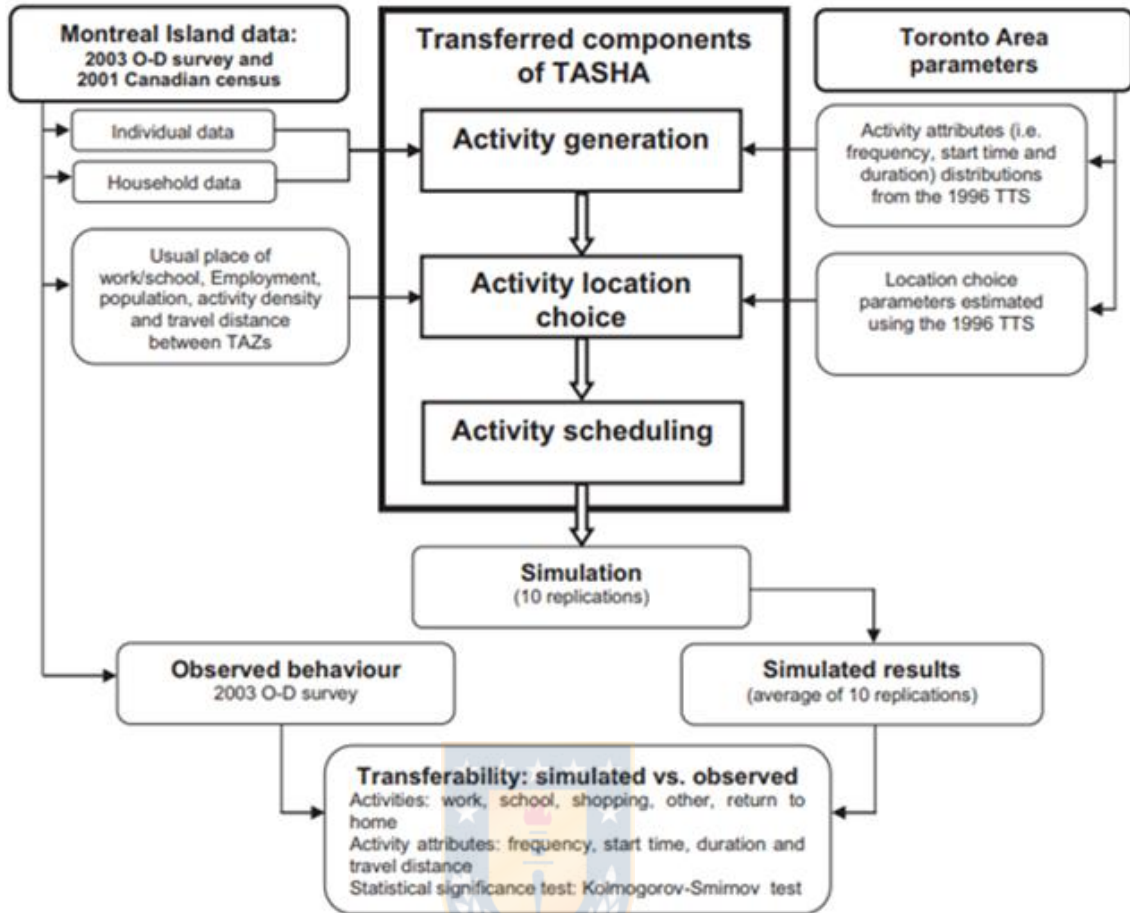


Figura 2.3 Marco metodológico de la transferabilidad espacial del modelo TASHA (Yasmin *et al.*, 2015)



## CAPÍTULO 3 METODOLOGÍA DE TRABAJO

### 3.1 Introducción

Los datos usados para evaluar la replicabilidad y la transferibilidad temporal de TASHA fueron la EOD del 2002 (MIDEPLAN, 2002), en la cual encuestaron aproximadamente al 2% de los hogares de la ciudad (1500 hogares), la EOD del 2013 (TRASA, 2012), la cual contempla una muestra del 4.13% de los hogares del Área Metropolitana de Temuco (3500 hogares) y la información del estudio realizado por CIS (2006).

La metodología consistió de dos fases, las cuales se observan en la Figura 3.1. La primera consiste en ensamblar los datos de la encuesta del 2002, codificar la red de la ciudad y validar los resultados. La segunda etapa incluye el ensamblaje de la encuesta de viajes del 2013, codificación de la red y, finalmente, evaluación de la transferibilidad temporal del modelo.

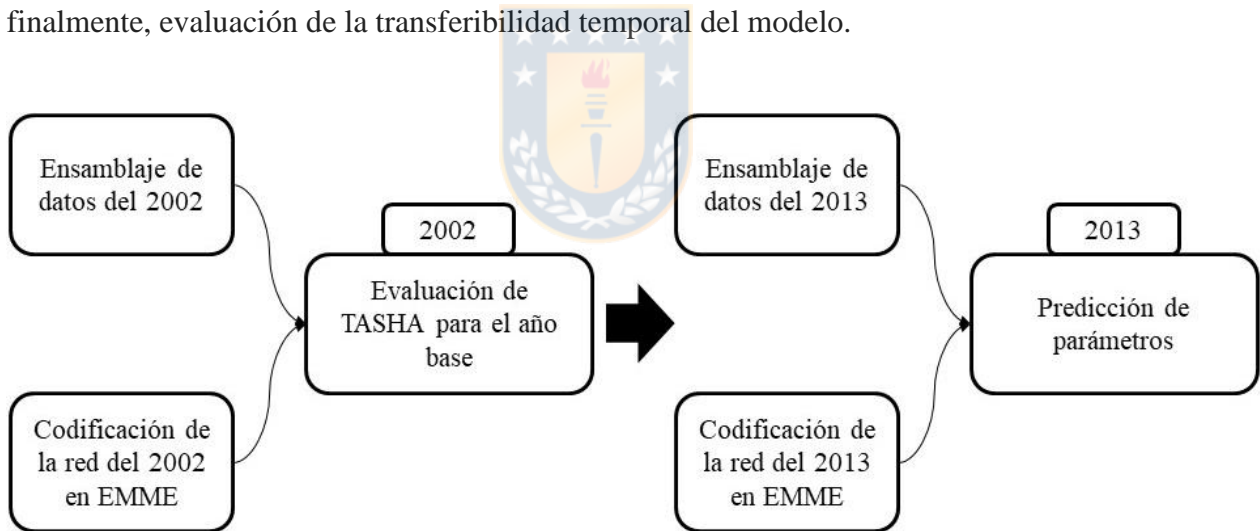
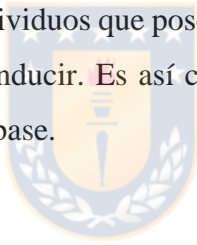


Figura 3.1 Marco metodológico. Fuente: Elaboración propia.

En el presente capítulo se describen en detalle cada una de las etapas, con la finalidad de entender el procedimiento que se siguió a lo largo del presente estudio y, así, establecer una base para los futuros investigadores.

### 3.2 Ensamblaje de Datos

Los datos de entrada necesarios para TASHA, tanto para el año 2002 como el 2013, se obtuvieron de la EOD de los respectivos cortes temporales para el Área Metropolitana de Temuco. Dado que el modelo requiere de una estructura en particular para que reconozca la información, fue necesario separar y ensamblar datos tanto a nivel hogar como a nivel de individuos. A nivel de hogar incluye la cantidad de personas que habitan en éste, la cantidad de vehículos que posee, la zona en donde el domicilio está emplazado y el nivel de ingreso. A nivel de individuo se extrajeron datos en relación al nivel de estudio, la ocupación laboral de cada persona, la jornada de trabajo, la edad, el sexo, posesión de licencia de conducir y la zona de residencia, empleo y de estudio. Además, se dividió a cada trabajador en tres categorías. La primera son aquellos individuos pertenecientes a un hogar en el que no hay licencias o automóviles. La segunda categoría corresponde a personas que viven en un hogar con menos licencias que automóviles y que poseen una propia licencia. Por último, la tercera categoría es para individuos que poseen licencia y que en su hogar tiene al menos tanto vehículos como licencias de conducir. Es así como, a partir de estos datos de entrada, fue posible estimar los viajes para el año base.



### 3.3 Codificación de la Red en EMME

De manera paralela al ensamblaje de datos, se codificó la red vial del Área Metropolitana de Temuco, compuesto por la comuna Padre las Casas (ubicado en el sector sur de la conurbación) y la comuna de Temuco (correspondiente al resto del área metropolitana). Dicha composición se observa en la Figura 3.2, siendo ésta extraída de la EOD del 2002. Esta área de estudio consideró una agregación de las zonas en seis sectores:

- Sector centro: Zona con actividad comercial y de servicios (colegios, universidades, hospitales, institutos, entre otros) y cuenta con algunos barrios residenciales.
- Sector nor poniente: Zona principalmente residencial, la cual se caracteriza por estar compuesta esencialmente de poblaciones de bajo recursos y campamentos.

- Sector oriente: Zona mixta donde se desarrollan actividades industriales, comerciales y de servicios; además está densamente poblada.
- Sector poniente: Zona esencialmente residencial bastante homogénea y con un buen nivel de equipamiento.
- Sector sur poniente: Zona primordialmente residencial.

La codificación es de gran importancia para modelar las condiciones de operación actuales de la red y verificar de esta forma si el modelo está replicando adecuadamente lo que ocurre en la realidad. Así, es posible obtener una plataforma sobre la cual predecir las futuras condiciones de operación de la red y la respuesta ante la implementación de nuevos proyectos de transporte de gestión o infraestructura, estimando los beneficios y externalidades que estos traerían asociados de manera apropiada.

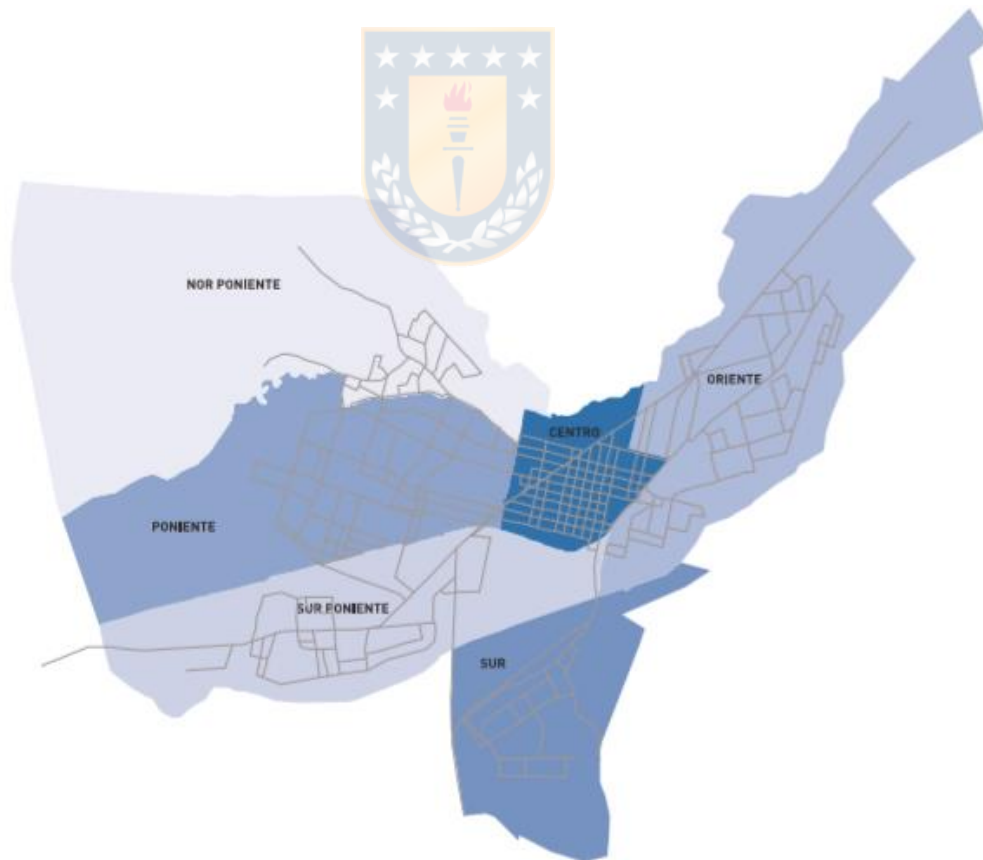


Figura 3.2 Área Metropolitana de Temuco

El proceso de codificación consistió principalmente en transformar la red VIVALDI del estudio realizado por CIS (2006) a EMME (versión 4.4.3, INRO). Posteriormente, con la red ya creada, se hizo una primera estimación del modelo con la finalidad de analizar el margen de error que poseía con respecto a VIVALDI y, así, calibrar los datos necesarios. Lo esencial de esta etapa fue generar una red en un modelo que pueda asignar el tráfico dinámicamente y, así, interactuar con TASHA sin ningún inconveniente.

### 3.4 Evaluación de TASHA para el Año Base

Con los datos ensamblados y la red codificada fue posible estimar los parámetros de la generación de actividades, PoRPoW y partición modal de Temuco. En relación a la elección de localización y la asignación vehicular, los parámetros de Toronto fueron directamente transferidos dada la limitación de los datos. Con los parámetros estimados, se procedió a calibrar el modelo. El proceso de calibración involucró las siguientes variables:

- Atributos de las actividades: Un factor  $k$  fue aplicado para disminuir o aumentar la frecuencia u hora de inicio o de finalización de cada actividad. Por ejemplo, si el modelo subestimaba la frecuencia de la actividad trabajo, un factor fue aplicado para aumentarlo, o si sobreestimaba el inicio de la actividad estudio a las 8:00 am, se le aplicaba un factor para disminuirlo.
- Elección de modo: Para este caso, dos constantes fueron calibradas. Una de ellas es una constante espacio-temporal y la otra está relacionada a la categoría del trabajador. Para el primero caso, auto, *rideshare*, y pasajero fueron excluidos. Para el segundo caso, solo la alternativa auto fue excluida. Por ejemplo, si el modelo sobreestima los viajes en caminata entre los sectores uno y tres en el período punta mañana, la constante disminuiría en valor para hacer este modo menos atractivo entre este par O-D. Un ejemplo para el segundo caso sería cuando el modelo subestime los viajes en transporte público de los trabajadores que se desenvuelve en el sector ventas, en esta situación la constante aumentaría su valor para hacer más atractivo este tipo de viajes. Desafortunadamente, la calibración por nivel de

- ingresos no fue posible, ya que TASHA no incorpora el ingreso como un atributo relevante.

El proceso de validación consistió en comparar los resultados con la información de la EOD del 2002. Para la distribución de actividades, se definió un error relativo de a lo más un 5% para indicar un ajuste correcto, para la elección de modo un error absoluto de por lo menos 6% se definió para establecer que el resultado no fue aceptable y para la distribución y duración de viajes se definió un error relativo de a lo más un 15% para designar un buen ajuste. Además, se realizó un test de  $R^2$  para verificar el nivel de ajuste de cada uno de los resultados.

### 3.5 Predicción de Parámetros

Por último, a partir de los parámetros estimados para el año base se procedió a realizar la predicción de éstos para el año 2013. Estos parámetros corresponden a los atributos de las actividades, la partición modal (analizada por período del día y nivel socioeconómico) y atributos de los viajes (conteo, distribución y duración, siendo los últimos dos evaluados por nivel de ingreso). Se finalizó con el contraste de estos resultados con la totalidad de los datos de la EOD del 2013.

## CAPÍTULO 4 MODELACIÓN DEL GRAN TEMUCO

### 4.1 Introducción

El proceso de modelación de cualquier índole está sujeto a una variedad de algoritmos y de supuestos que simplifican la realidad y, así, facilitar el proceso de la toma de decisiones. Sin esto los problemas serían muy complejos de resolver y los impactos que tendría la implementación de cualquier proyecto de transporte urbano serían difíciles de cuantificar. Por ende, es relevante comprender los algoritmos y supuestos que presentan EMME y GTAModel para entender los resultados que entregan cada uno de estos modelos.

En el presente capítulo se presentarán los supuestos y algoritmos que gobiernan a EMME y al GTAModel, los cuales son indicados con un mayor nivel de detalle en la página web oficial de *Travel Modeling Group* (TMG). El TMG es un grupo de investigación localizado en el Departamento de Ingeniería Civil de la Universidad de Toronto, el cual presenta un enfoque orientado al público mediante el desarrollo de herramientas de código abierto que hagan una contribución significativa al ámbito de la planificación e investigación de transporte.

### 4.2 Modelación en GTAModel V4.0 del Gran Temuco

La plataforma usada para modelación es el GTAModel V4.0, el cual es un modelo basado en agentes que utiliza el algoritmo de TASHA. En su núcleo se tiene hogares que contienen personas viviendo en ellos. Después de que los hogares son cargados, la programación de actividades es generado, las cadenas de viajes son formadas y, finalmente, los modos son asignados a la red. Posteriormente, esta información es introducida a EMME y nuevos tiempos de viajes son computados y el procedimiento empieza a iterar hasta converger. En la Figura 4.1 se muestra con mayor detalle el procedimiento.

El modelo representa un día completo que contiene cinco períodos de tiempo. Los períodos del

día definido para la modelación corresponden a: punta mañana (AM) que contempla entre las 7:30 y las 9:30, mediodía (MD) que abarca entre las 9:30 y las 15:30, punta tarde (PM) que comprende entre las 15:30 y las 17:45, tarde-noche (EV) que incluye los horarios entre las 17:45 y las 24:00 y durante la noche (ON) que considera el resto de los horarios no mencionados. Para el último se asume que el comportamiento vehicular es cercano a las características de flujo libre.

A diferencia de versiones previas del modelo y del modelo tradicional de cuatro etapas, la versión 4.0 genera una población sintética con todas las probabilidades previamente estimadas para crear por completo los hogares de las personas. Estas probabilidades son: el lugar de residencia lugar de trabajo (PoRPoW, por sus siglas en inglés) y el lugar de residencia lugar de estudio (PoRPoS, por sus siglas en inglés).

La generación de viajes difiere de modelos anteriores, ya que las actividades se generan discretamente para cada persona que habita en una zona. Esto permite controlar variables adicionales como la edad de las personas y el estado ocupacional/jornada laboral. De esta forma el modelo es más sensible a cambios demográficos en zonas en que la vejez aumenta o se revitaliza a medida que crece la población joven.

La distribución de viajes se reemplaza con un modelo de elección de localización discreta. Analiza tanto la ubicación de la actividad anterior como el lugar en donde se realizará la siguiente actividad y genera un prisma de tiempo. Este prisma permite excluir zonas que están muy lejos para visitar y ayuda a proveer una selección más natural. Por ejemplo, si es que un individuo desea realizar una actividad de compras antes de volver al hogar después del trabajo, éste se verá atraído por aquel sector ubicado entre la zona de trabajo y del hogar.

El modelo de elección de modo varía significativamente de las versiones anteriores. Es un probit que en vez de considerar un viaje a la vez considera el tour completo, es decir, el modelo evalúa cada viaje realizado durante el día y luego asigna el modo que optimiza el tour completo.

A continuación se explicará con mayor detalle los submodelos presentados en el diagrama de la Figura 4.1 con la finalidad de proveer una mayor comprensión del procedimiento general del

GTAModel V4.0.

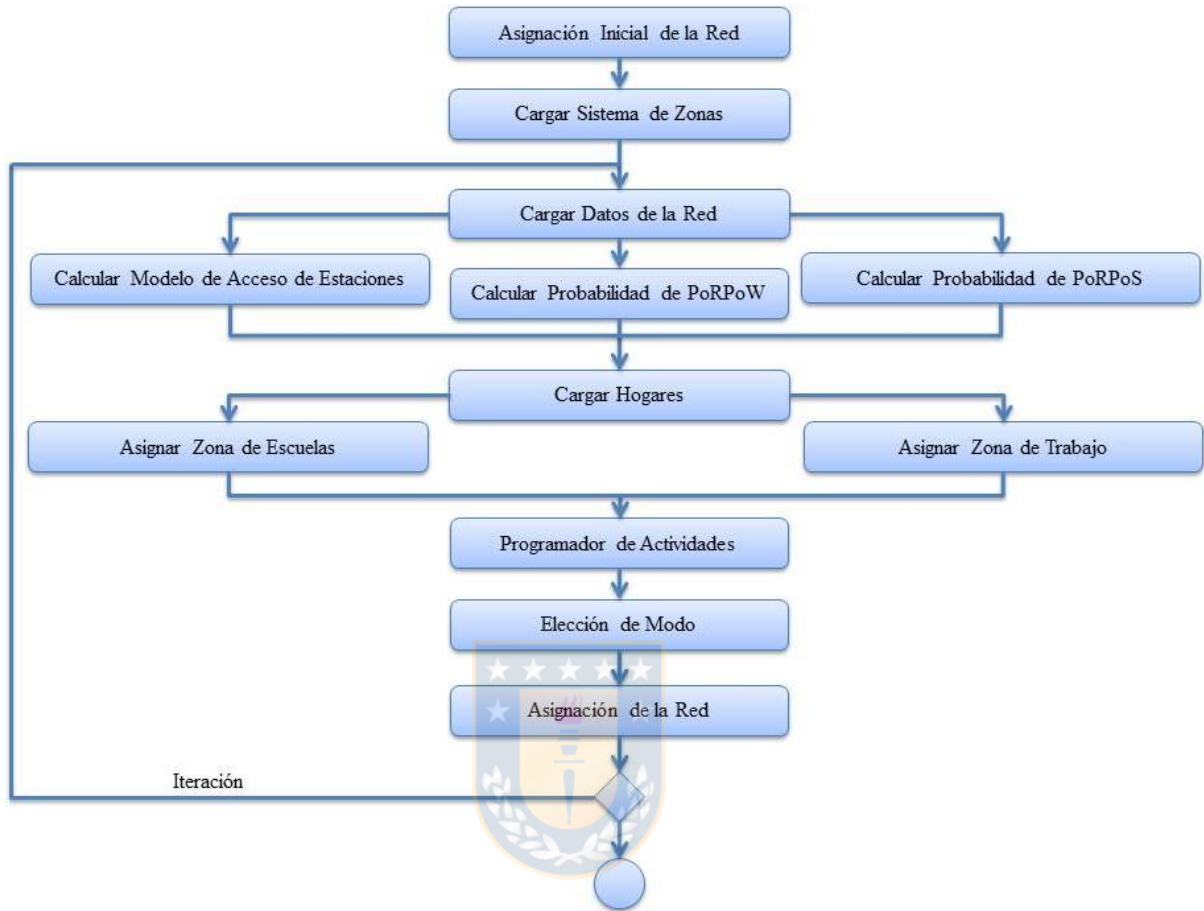


Figura 4.1. Diagrama del GTAModel V4.0 (TMG, 2019)

#### 4.2.1 PoRPoW

El modelo de lugar de residencia – lugar de trabajo está compuesto de dos partes: un modelo agregado que crea un espacio de probabilidades dada la categoría de cada trabajador y un procedimiento de asignación para generar la elección discreta de cada persona. En la primera parte, los trabajadores son separados tanto por la ocupación como por la jornada laboral. Además, para cada una de estas categorías se subdivide en otras tres más, las cuales fueron mencionadas en el Capítulo 3.2. Cada ocupación/jornada laboral es analizada a través de un modelo gravitatorio



sujeto a restricciones de lugares de residencia, lugares de trabajo y probabilidad de categoría del trabajador. Este último modelo está regido por la siguiente expresión:

$$e^{\text{Friction}_{ijk}} = K_{ij} e^{V_{ijk}}, \quad (4.1)$$

donde,

$$e^{V_{ijk}} = e^{\beta_{\text{Constant}_s}} \left( \begin{array}{l} e^{\beta_{\text{Intrazonal}_s}, i = j} \\ 1, \text{ todo los demás} \end{array} \right) \left( \begin{array}{l} e^{\beta_{\text{IntraPD}_s}, PD_i = PD_j} \\ 1, \text{ todo los demás} \end{array} \right) [e^{\beta_{\text{aivtt}_s k} \text{AIVTT}_{ij}} + e^{\beta_{\text{ptivtt}_s} \text{PTIVTT}_{ij}}], \quad (4.2)$$

donde,

i: Zona de origen

j: Zona de destino

S: Segmento espacial

PD: Distrito de planificación

k: Categoría del trabajador

K: Factor para zona i a zona j

AIVTT: Tiempo de viaje en el vehículo

PTIVTT: Tiempo de viaje percibido en transporte público



#### 4.2.2 PoRPoS

Inicialmente, este modelo de lugar de residencia – lugar de estudio extrae las distribuciones de la encuesta de viajes y las carga a la población total del año bajo análisis. Después de que haya finalizado de producir los enlaces entre residencia y lugar de estudio, a medida que se carga la población, se asignan zonas de manera discreta. Finalmente, las probabilidades son ajustadas de manera tal de que no existan sustituciones.

Los distintos enlaces son almacenados en escuela primaria (personas de 4 a 13 años), escuela secundaria (individuos de 14 a 24 años) y post escuela (sujetos de 17 a 34 años). Para el caso chileno, en el segundo enlace se incluyen aquellos estudiantes que asisten a un colegio o a un preuniversitario y en el tercero contienen a alumnos pertenecientes a una universidad o a un instituto.

### 4.2.3 Programador de Actividades

En el GTAModel el programador de actividades es el responsable de seleccionar el destino y de generar los viajes y las horas de inicio. Para lograr esto, el programador primero construye episodios de actividades y, luego de que todas las actividades fueron generadas, éstas son introducidas al horario personal de cada individuo. Finalmente, una vez que el día de cada persona haya sido programado, se generan los viajes, los cuales son procesados por el algoritmo de elección de modo. Estas etapas claves se observan en la Figura 4.2.

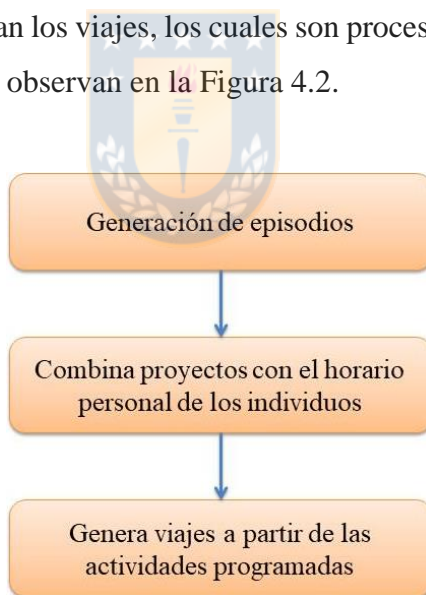


Figura 4.2. Etapas claves del programador de actividades (TMG, 2019)

La generación de episodios es un proceso que unifica los distintos tipos de actividades. Esta etapa consiste de tres subprocesos: primero se genera la frecuencia de cada actividad, luego la hora de inicio de cada una de ellas y finaliza con la duración de dichas actividades. Si la hora de inicio y duración de éstas son factibles entonces se incluyen en el horario personal, sino una nueva hora de inicio y de duración son generados hasta que el proceso converja o haya alcanzado el número de

iteraciones definidas.

Después de que todos los proyectos para el hogar sean generados, se procede a combinar éstos con el horario personal de cada individuo antes de que se conviertan en viajes. El orden de priorización de las actividades dependerá de que si la persona es un estudiante o no. Si es así, el episodio de escuela se programa primero, sino el episodio de trabajo cumple con este rol. Luego se toma en consideración el tiempo de viaje entre actividades y la elección de localización se asigna a medida que se vaya incluyendo cada episodio. La representación gráfica de este procedimiento se observa en la Figura 4.3.

Finalmente, los viajes son generados para ser procesados por la elección de modo. Estos viajes se subdividen en cadenas, donde cada una finaliza cuando una persona regresa al hogar (exceptuando por razones alimenticias) al finalizar su actividad.

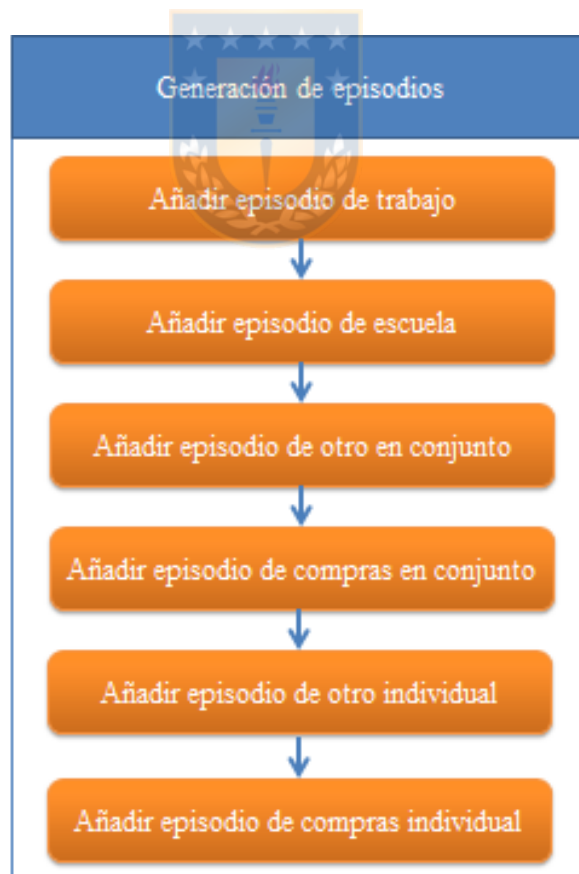


Figura 4.3. Etapas de la generación de episodios (TMG, 2019)

#### 4.2.4 Elección de Modo

La forma en que trabaja el modelo de elección de modo se muestra en la Figura 4.4. Se observa que el modelo posee un subproceso de identificar las estaciones de tren que se ubican en el Gran Toronto y computar el acceso discretamente a éstas, el cual es removido para el caso en estudio ya que en el Área Metropolitana de Temuco no existe la opción tren como modo de transporte urbano.

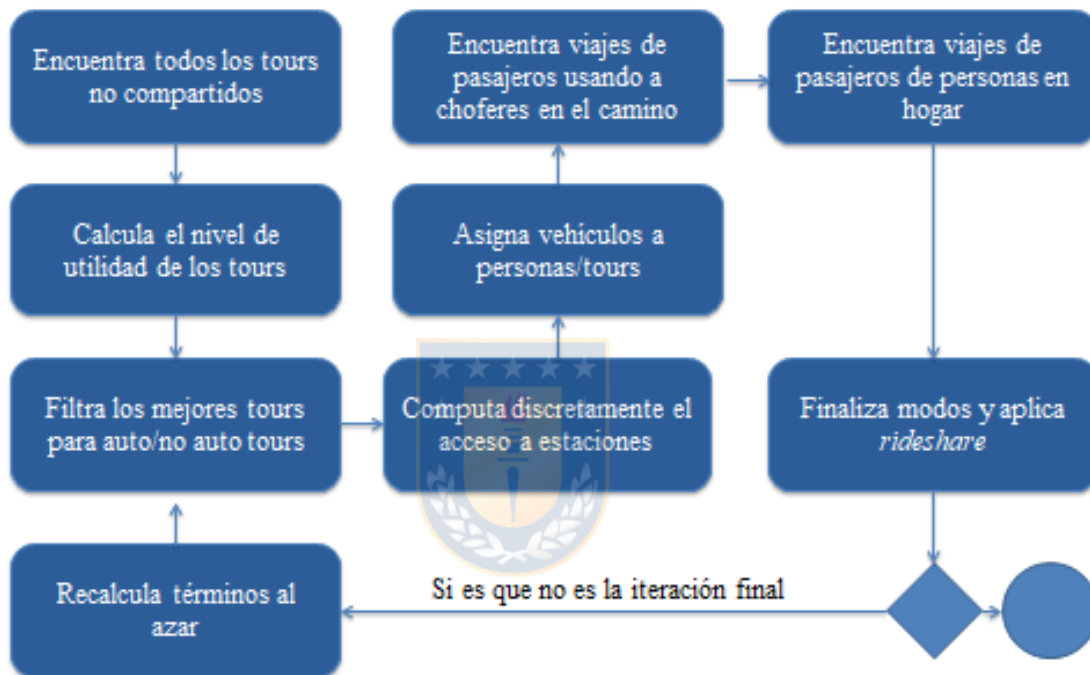


Figura 4.4. Algoritmo de elección de modo (TMG, 2019)

Los modos integrados al modelo son:

- Auto: Está destinado a representar a aquellas personas que utilizan cualquier vehículo como chofer.
- Auto compartido (o *Carpool*): Está orientado a representar dichos pasajeros que comparten un mismo auto y pertenecen a distintos hogares, como el taxi.
- WAT (*walk access transit*): Principalmente representa a todos los viajes que se realizan en transporte público (para el caso del Área Metropolitana de Temuco corresponderían al taxi-bus y al taxicolectivo). Esto incluye caminar a un paradero designado, recogido y

siendo dejado en otro.

- Caminata: Son viajes donde una persona camina desde un origen a un destino.
- Bicicleta: Similar a la caminata, pero usando una bicicleta como modo de transporte.
- Pasajero: Corresponde a aquellos viajes en los que los individuos pertenecen al mismo hogar y se movilizan en un mismo vehículo. Este modo es tratado de manera distinta a los otros modos, éste es asignado posterior a que los vehículos hayan sido distribuidos a las cadenas de viajes y que los modos hayan sido asignados por primera vez. En la Figura 4.5 se observa cómo se genera un potencial viaje del modo pasajero y en la Figura 4.6 un detalle de éste.



Figura 4.5. Algoritmo global del modo pasajero (TMG, 2019)

- *Rideshare*: Es solo asignado en el caso de que el pasajero realice la misma actividad que el chofer del vehículo.
- Bus escolar: Representa los viajes que realizan los estudiantes, a nivel escolar, para llegar a su lugar de estudio.

Dado que en el Área Metropolitana de Temuco los modos bicicleta, bus escolar, *carpool*, y *rideshare* son utilizados en pequeña medida, en la etapa de análisis se omiten estos modos. Se

analizarán principalmente los modos WAT, auto, pasajero y caminata.



Figura 4.6. Detalle de los algoritmos de generación de potenciales viajes de pasajeros (TMG, 2019)

### 4.3 Modelación en EMME del Gran Temuco

EMME (INRO, 2018) se caracteriza por ser una modelo de asignación de tráfico dinámico en el que simula tanto el tráfico del transporte público como del privado. Lamentablemente, solo considera la modelación de la red *buffer* y no a la *inner* y, por lo tanto, no fue posible simular lo que ocurre en los nodos de la red del Gran Temuco.

Al igual que cualquier modelo de asignación, EMME tiene asociado curvas flujo-demora (VDF,

por sus siglas en inglés), las cuales clasifican a cada arco de la red. A diferencia de su aplicación en Canadá, la forma funcional definida para el contexto en estudio es una función BPR, la cual se presenta a continuación y su representación gráfica se observa en la Figura 4.7:

$$t = t_0(1 + \alpha(f/K))^\beta, \quad (4.3)$$

donde

- $t$  corresponde al tiempo de viaje en el arco
- $t_0$  es el tiempo de viaje a flujo libre en el arco
- $\alpha$  y  $\beta$  son los parámetros de la curva BPR
- $K$  es la capacidad del arco
- $f$  es el flujo en el arco

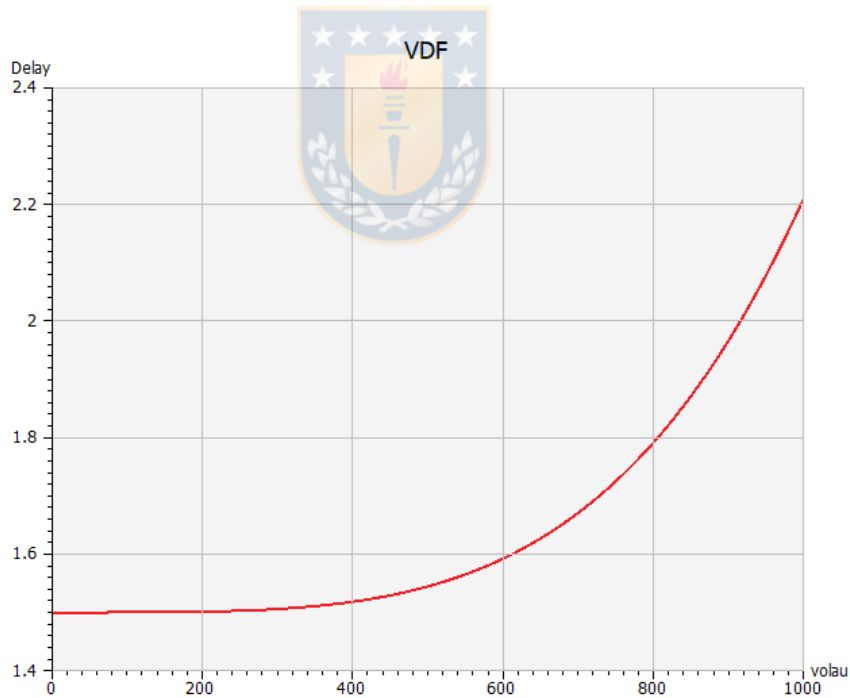


Figura 4.7. Curva flujo-demora utilizada en la modelación

Mediante esta curva BPR y los datos entregados por el GTAModel V 4.0, EMME realiza la asignación de los vehículos privados a la red utilizando, como pilar, el equilibrio del usuario

estático. Con ello el modelo produce dos matrices de salida: AIVTT (tiempo de viaje en el vehículo) y costo de viaje promedio entre pares OD. Al mismo tiempo, la interacción entre EMME y GTAModel realiza una asignación del transporte público a la red, la cual está gobernada por la siguiente expresión:

$$ft_k = longitud_{ij} * 60/velocidad_k \quad (4.4)$$

donde

- $ft_k$  es el tiempo de viaje de la línea k en un arco determinado
- $longitud_{ij}$  es la longitud del arco ij
- $velocidad_k$  corresponde a la velocidad promedio a la que transita la línea k

Es así como el GTAModel V4.0 y EMME interactúan entre ellos para generar finalmente la distribución de actividades, junto a sus respectivos atributos (frecuencia, hora de inicio y duración), la partición modal y el flujo vehicular, tanto para el transporte privado como el transporte público, de cada arco de la red del Gran Temuco. A continuación, en el siguiente capítulo, se presentarán los resultados obtenidos de las corridas con un análisis de cada uno de éstos.



## CAPÍTULO 5 ANÁLISIS DE RESULTADOS

### 5.1 Introducción

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos de modelo EMME y GTAModel. Primero se analizará, para el año base, la estimación de generación de actividades del Área Metropolitana de Temuco, incluyendo el análisis de sus atributos, los cuales corresponden a la frecuencia, hora de inicio y hora de finalización. Las actividades definidas para ello son: trabajo (W), estudio (S), compras (M) y otros (O), la cual incluye actividades sociales o recreacionales, trámites, comer o tomar algo y toda aquella actividad que involucre algún servicio de salud. La actividad retorno al hogar (H) no es generada explícitamente, sino que más bien es la actividad por defecto cuando ninguna otra actividad fuera del hogar sea generada (Roorda, Miller & Habib, 2008). Luego se estudiará la estimación de elección de modo, en el que solo se examinarán los modos mencionados en el Capítulo 4.2.4 y por período del día y por nivel de ingreso. Luego, se discutirá sobre la asignación vehicular a la red de la ciudad, lo que incluye conteo vehicular, distribución de viajes y duración de viajes (estos últimos dos por nivel de ingreso). Por último, se evaluará la capacidad predictiva de las mismas variables.

### 5.2 Replicación Año Base

#### 5.2.1 Distribución de Actividades

Primero, la frecuencia de una actividad corresponde a la cantidad de veces que se realiza durante un día. Este atributo es relevante para el análisis, ya que permite conocer el comportamiento de los individuos y, así, establecer proyectos urbanos que se acoplen a estos hábitos. La Tabla 5.1 muestra la frecuencia de actividades estimadas, en comparación con lo observado en la EOD. En general, el número total de actividades generado presenta una sobreestimación del 1.69% con respecto a lo observado. Además, se observa que la actividad que presenta la mayor diferencia es la actividad W, la cual sobreestima lo observado por un 2.52%. Dentro de este análisis se excluyeron viajes a las zonas externas de la ciudad, ya que la existencia de esos datos en la encuesta es nula.

Tabla 5.1. Frecuencia observada vs frecuencia estimada de actividades

Actividad	Observado	Estimado	Diferencia	Error (%)
W	107430	110138	2708	2.52
S	59523	60605	1082	1.82
M	38751	38281	-470	-1.21
H	246031	251242	5212	2.12
O	106990	107898	908	0.85
<b>Total</b>	<b>558724</b>	<b>568164</b>	<b>9440</b>	<b>1.69</b>

Por otro lado, para la infraestructura de transporte y el análisis de políticas de transporte es relevante replicar de manera adecuada las actividades y viajes por hora del día, por lo que es crucial conocer la hora de inicio y la hora de finalización de cada una de las actividades. Las Figuras 5.1 a 5.6 muestran la distribución de la hora de inicio para todas las actividades juntas, W, S, H, O y M, respectivamente. Las Figuras 5.7 a 5.12 representan las horas de finalización de todas las actividades en conjunto y de W, S, H, O y M, respectivamente. Las horas 25, 26 y 27 representan las 1:00, 2:00 y 3:00 a.m, respectivamente.

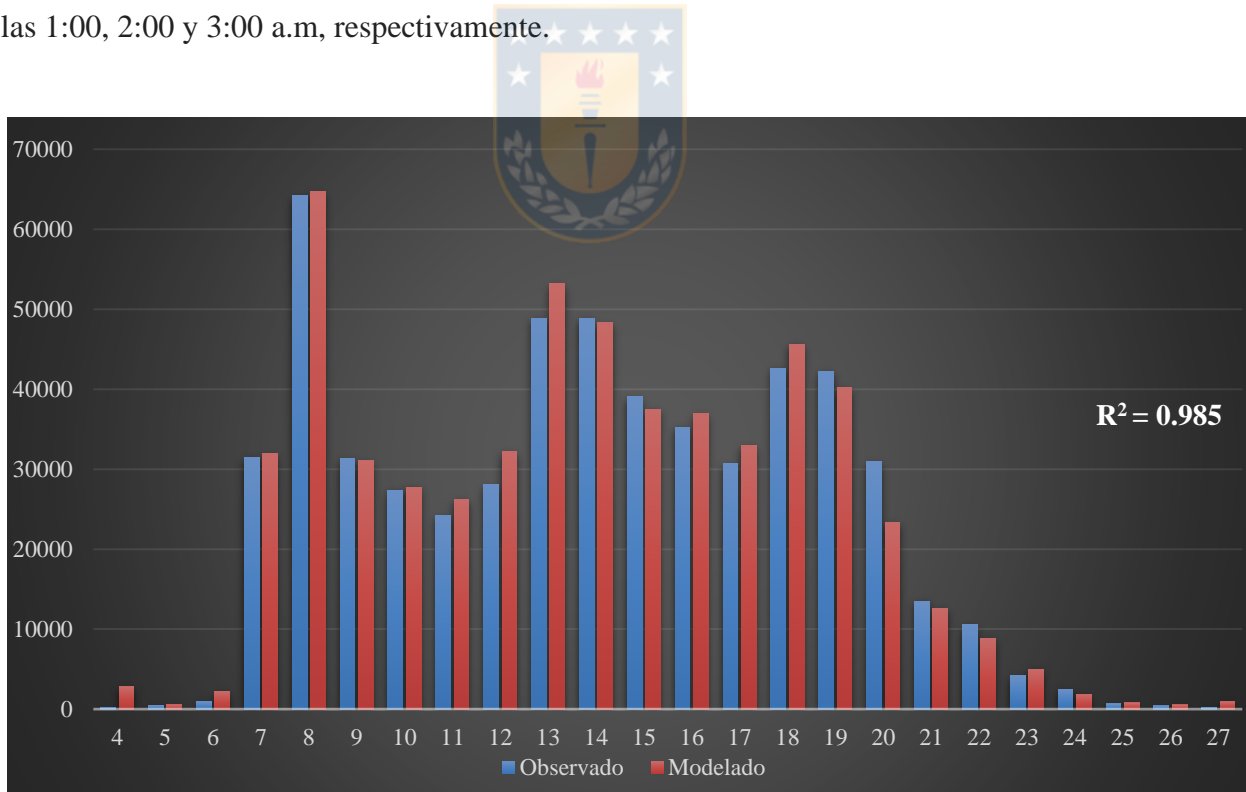


Figura 5.1. Distribución del tiempo de inicio de todas las actividades

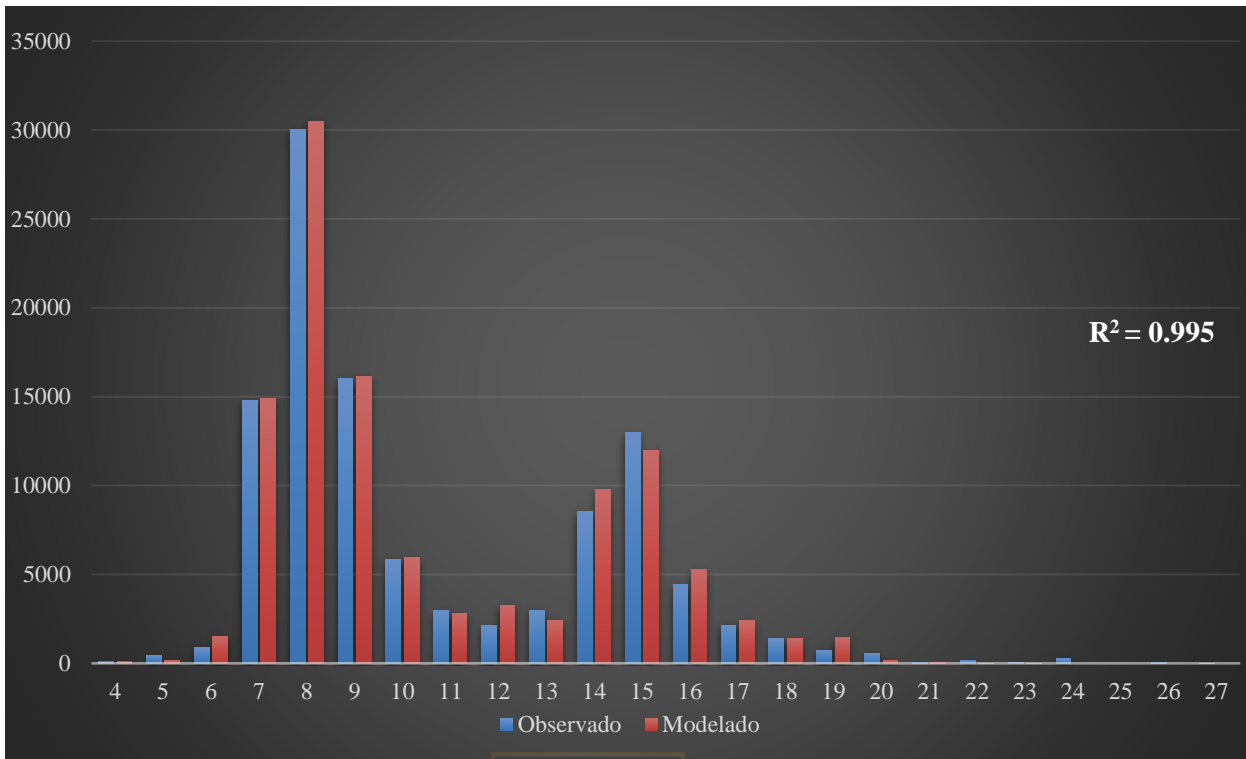


Figura 5.2. Distribución del tiempo de inicio de la actividad W

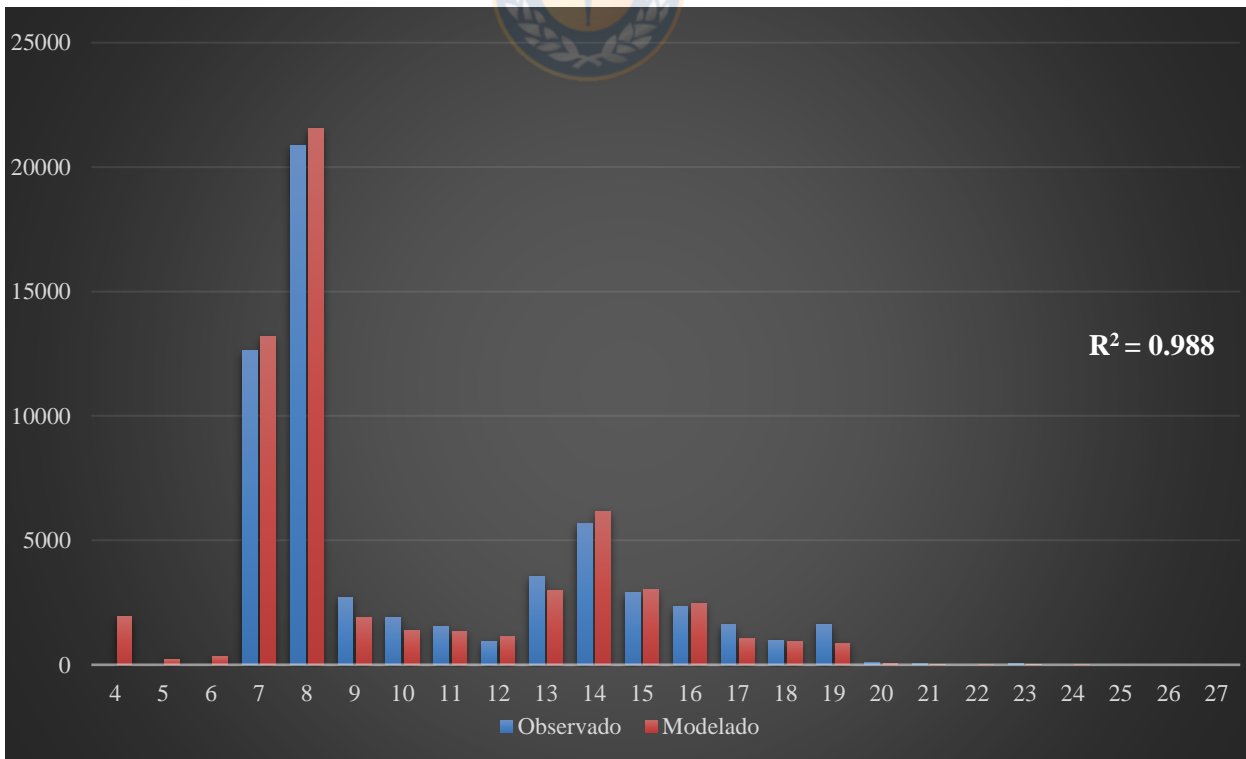


Figura 5.3. Distribución del tiempo de inicio de la actividad S

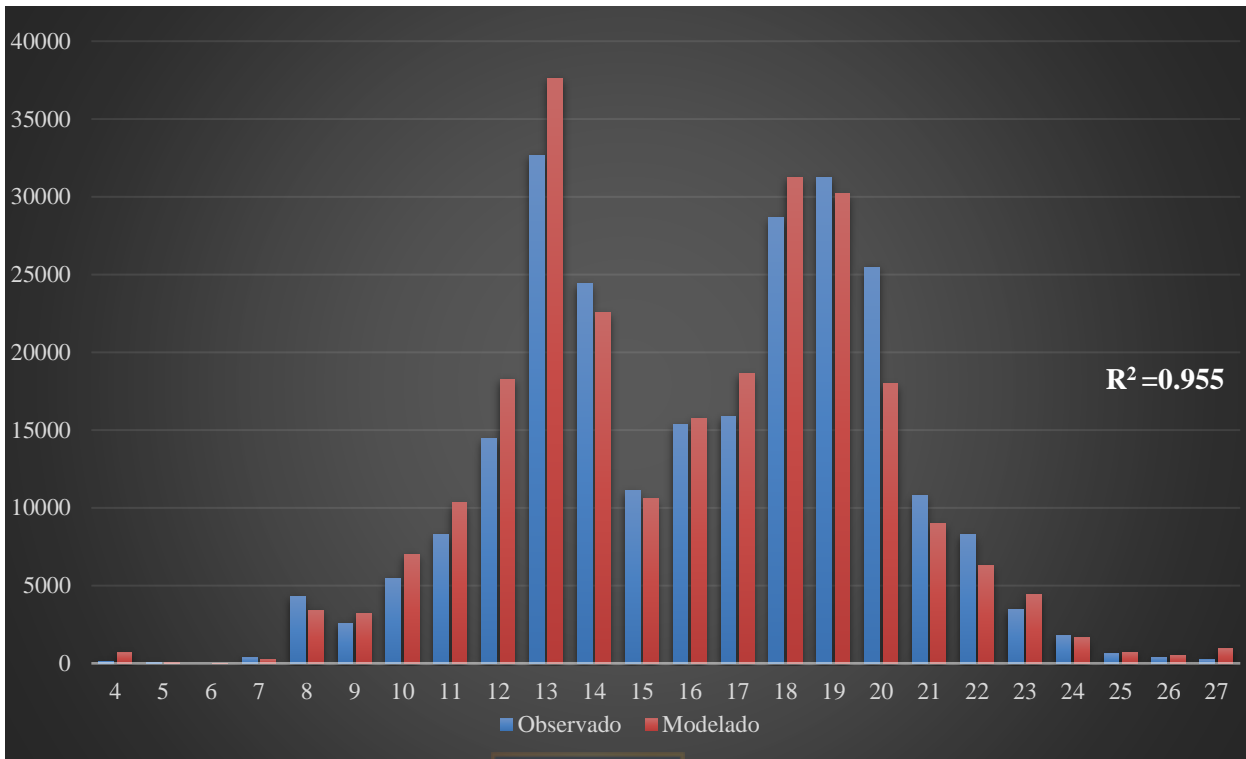


Figura 5.4. Distribución del tiempo de inicio de la actividad H

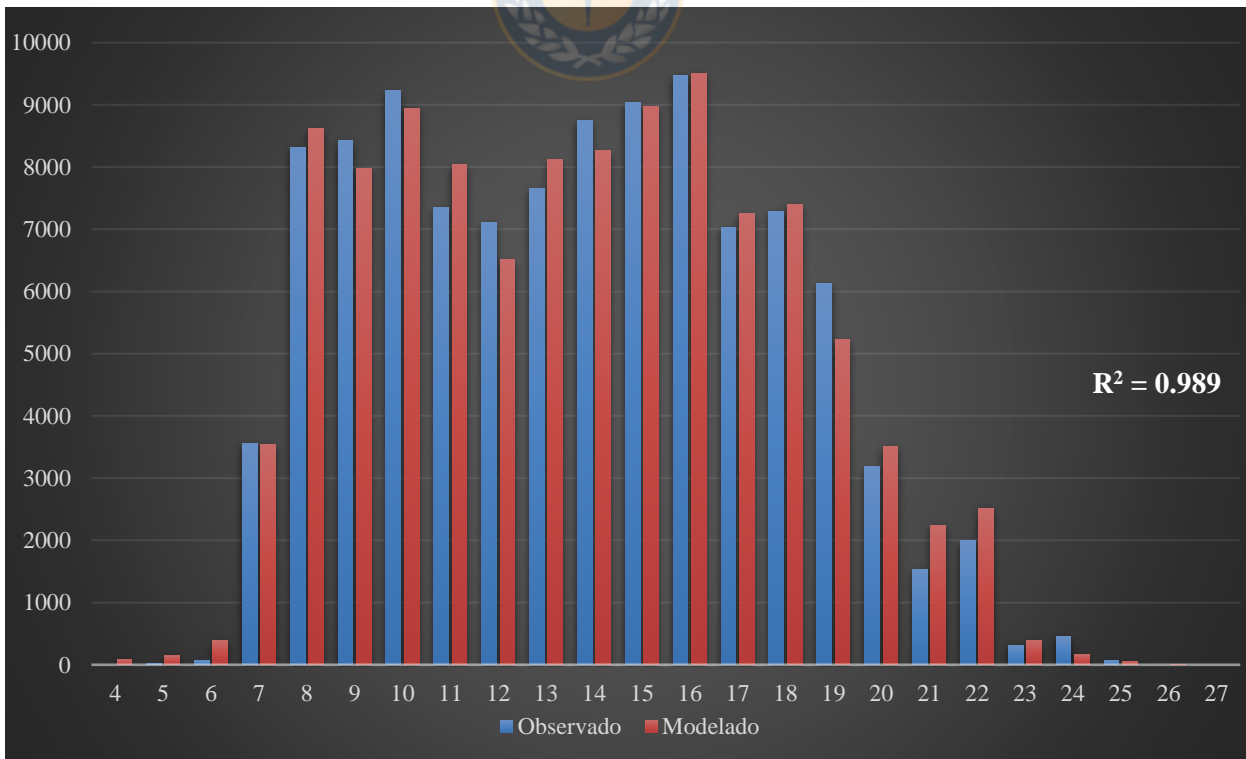


Figura 5.5. Distribución del tiempo de inicio de la actividad O

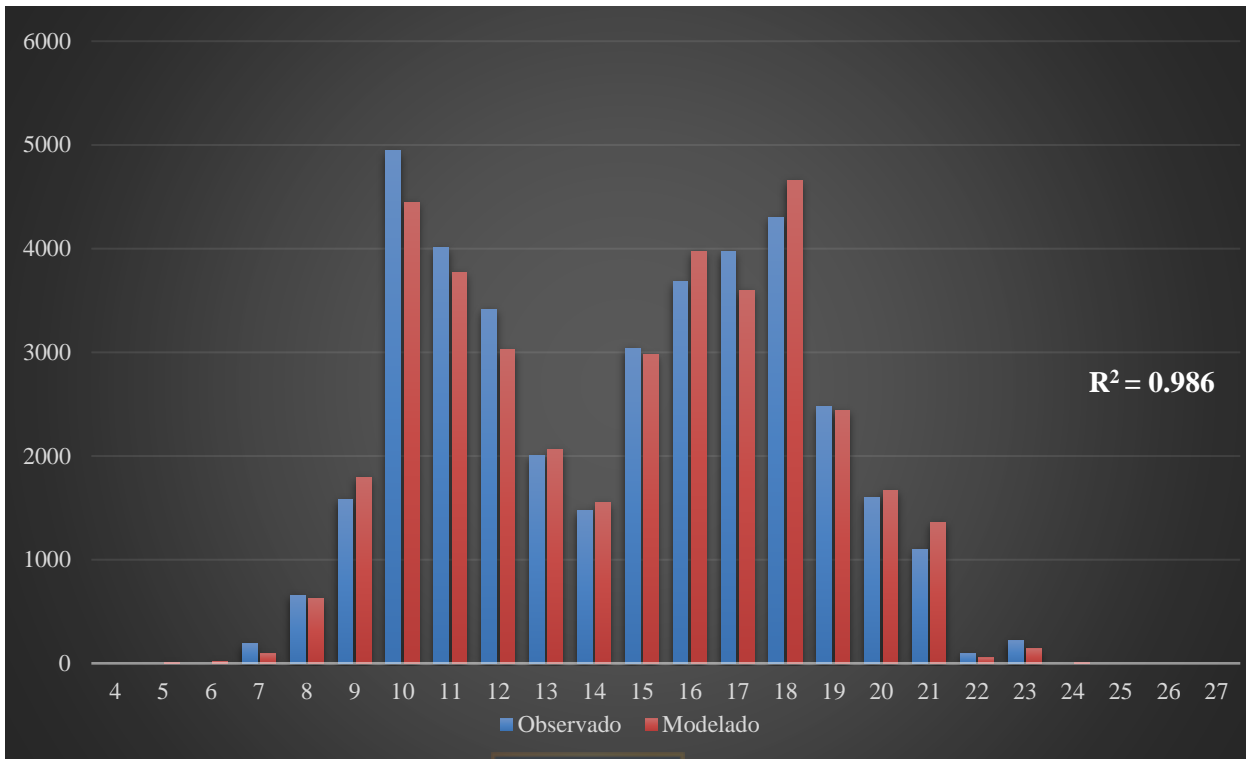


Figura 5.6. Distribución del tiempo de inicio de la actividad M

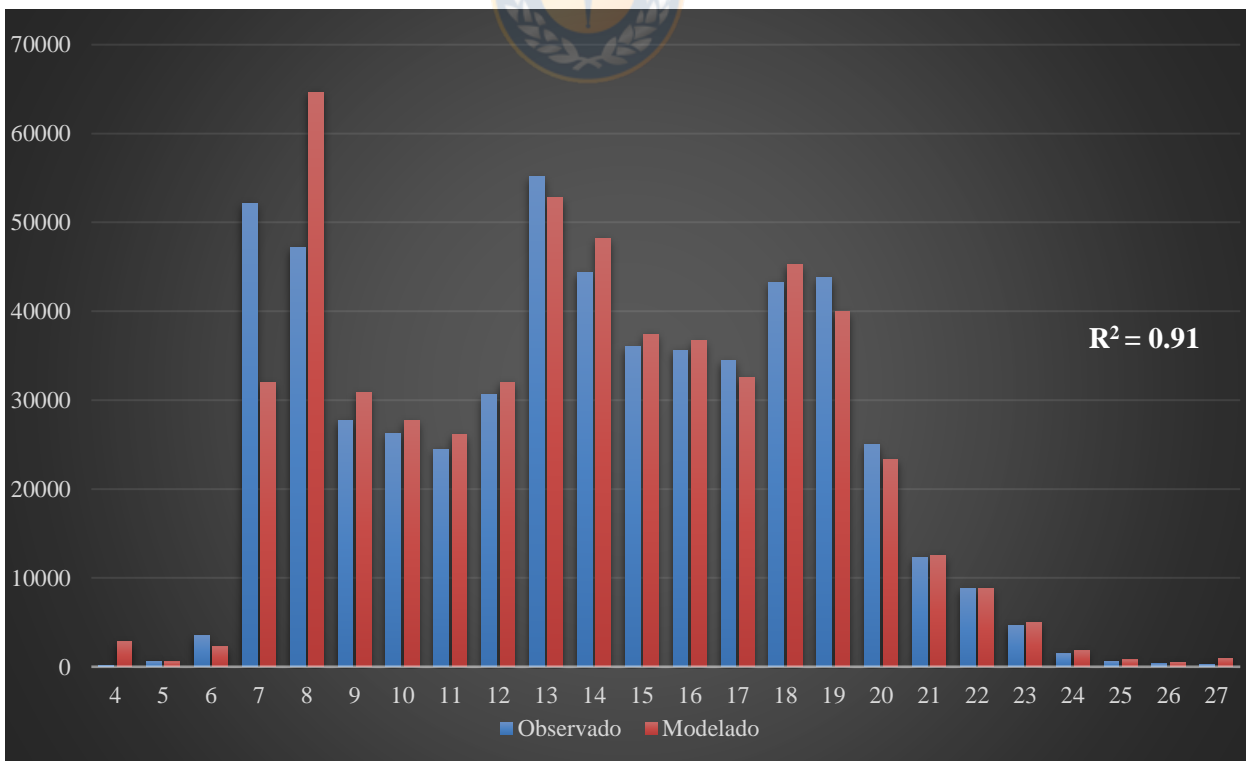


Figura 5.7. Distribución del tiempo de finalización de todas las actividades

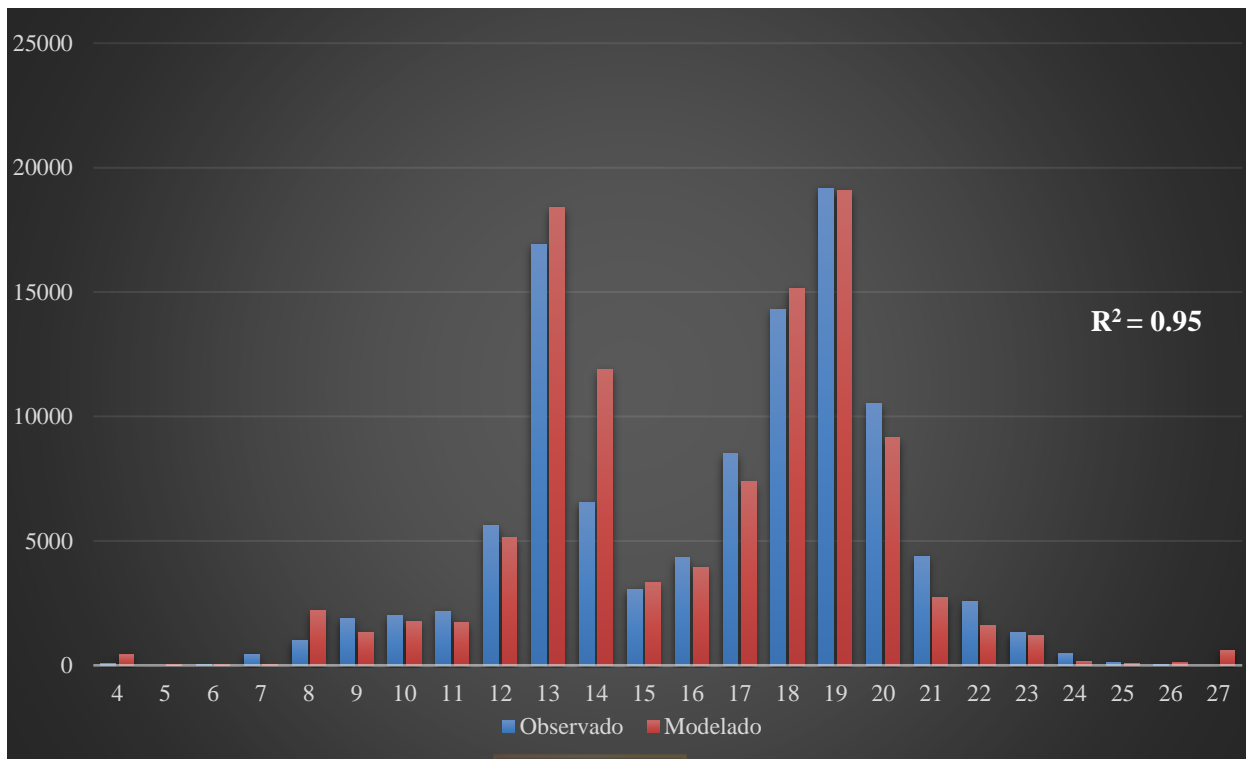


Figura 5.8. Distribución del tiempo de finalización de la actividad W

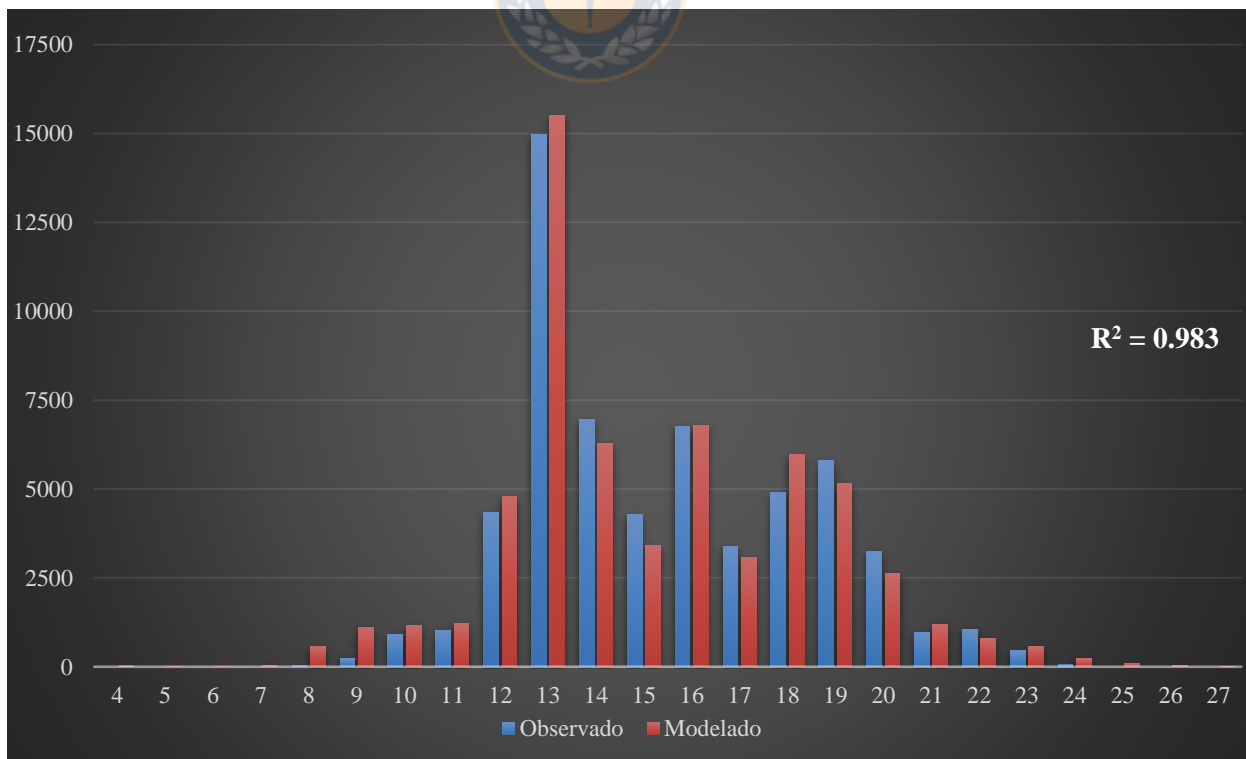


Figura 5.9. Distribución del tiempo de finalización de la actividad S

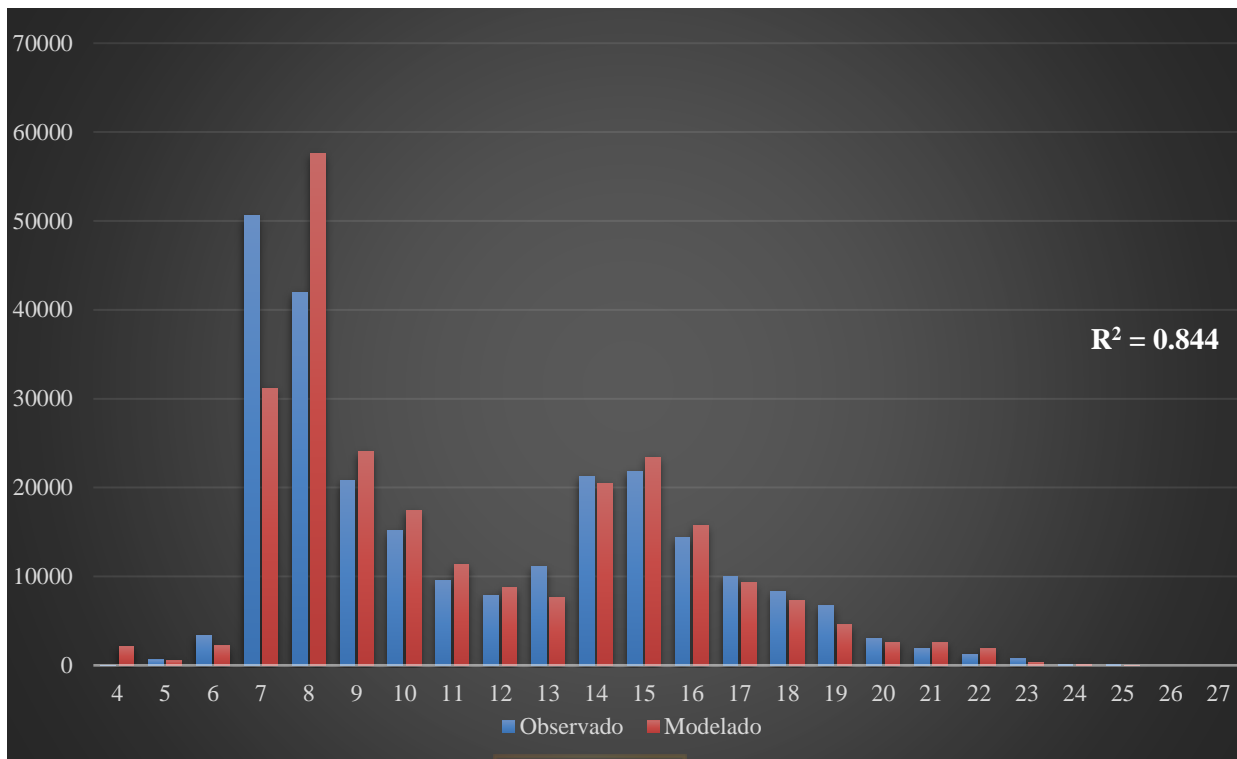


Figura 5.10. Distribución del tiempo de finalización de la actividad H

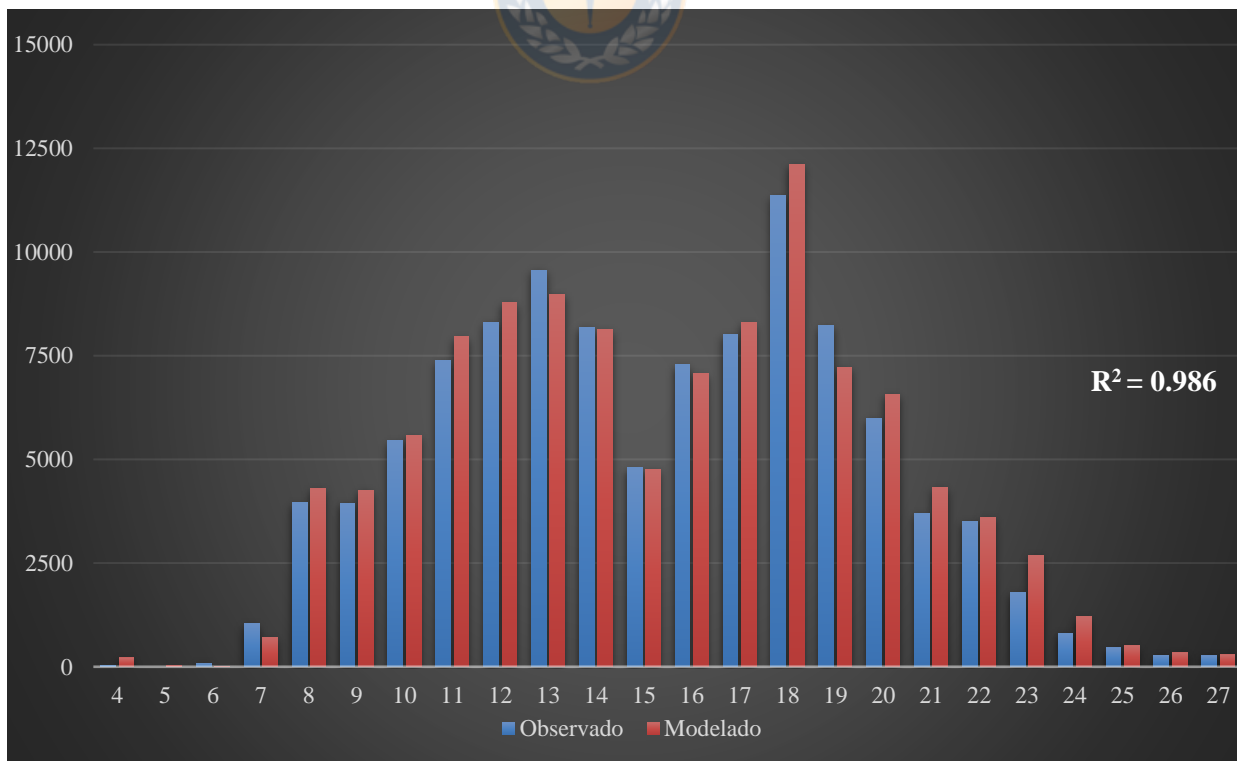


Figura 5.11. Distribución del tiempo de finalización de la actividad O

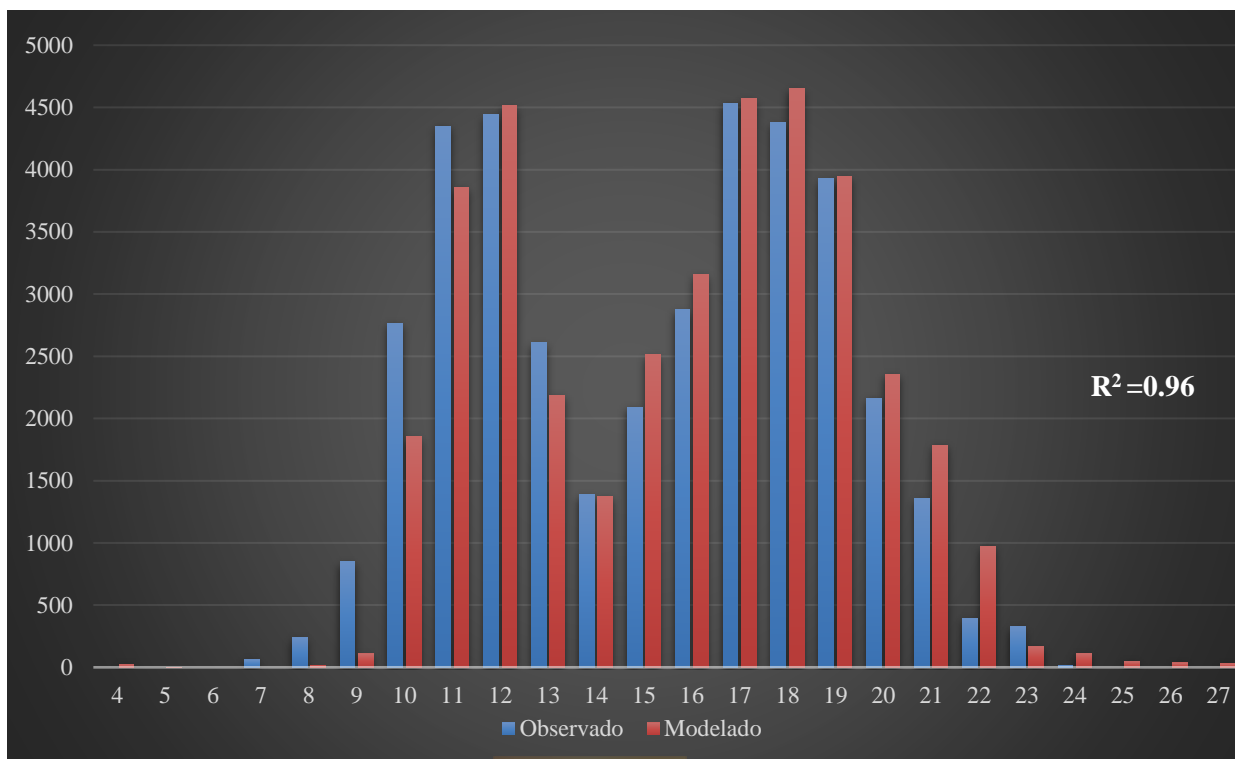


Figura 5.12. Distribución del tiempo de finalización de la actividad M

Se observa que en general la estimación de la distribución del tiempo inicio tanto para el conjunto de las actividades, como para cada una de ellas, presentan un alto grado precisión, exceptuando por algunos casos. Estos casos se presentan principalmente en las actividades de estudio y hogar. Para el primero, se aprecia que desde las 4:00 hasta las 6:00 a.m. el modelo estima que existen personas que inician su actividad de estudio, siendo que en lo observado no hay presencia de ello. Para el segundo, se observa que existe una sobrestimación del 15.09% y una subestimación del 29.43% a las 13:00 y 20:00 horas, respectivamente.

A diferencia del tiempo de inicio, la estimación de la hora de finalización, a un nivel más desagregado, presenta una mayor cantidad de diferencias con lo observado. Primero, se aprecia que en la totalidad de las actividades existe una subestimación del 38.7% para las 7:00 horas y una sobreestimación del 37.05% a las 8:00 a.m. El error presentado en las horas de la mañana se debe principalmente al efecto de agrupar las horas en intervalos de una hora. En otras palabras, una diferencia de uno a cinco minutos en la hora de finalización de un episodio de una actividad puede generar que una actividad cambie de un intervalo a otro. La distribución del tiempo de finalización



de la actividad W igual presenta diferencias destacables, siendo la más notoria la que está presente a las 14:00 horas (con una sobreestimación del 81.68%), implicando que la duración de dicha actividad en la primera parte del día sea mayor a lo observado. Por último, se observa que la distribución de la actividad M presenta una sobreestimación en gran parte del período EV (17:45-24:00). Para un mayor nivel detalle de las subestimaciones y sobreestimaciones del modelo consultar Anexo 5.1.

### 5.2.2 Elección de Modo

Se mencionó previamente que los modos considerados son: auto (C), bicicleta (B), bus escolar (S), caminata (W), *carpool* (X), pasajero (P), *rideshare* (R) y WAT (T), pero dado el comportamiento de los individuos respecto al modo que utilizan y la infraestructura vial de la ciudad del año 2002, solo se analizarán los modos C, W, X y T. Los otros modos serán considerados como otros (O).

La relevancia de conocer la partición modal de los ciudadanos radica en comprender cómo se movilizan dentro de la ciudad y, así, cuando se requiera, realizar proyectos de transporte adecuados para mejorar el nivel de servicio de cada modo de transporte. Esto involucra interferir tanto en la infraestructura vial como en la gestión del servicio. En las Figuras 5.13 a 5.17 se aprecia los resultados obtenidos de la partición modal para todo el día y para los períodos AM, MD, PM y EV, respectivamente. Además, en las Tablas 5.2 a 5.6 se presentan el detalle de la partición modal para todo el día y para cada uno de los períodos.

A partir de los resultados obtenidos se observa que existe una clara preferencia por los modos transporte público y caminata, lo cual es consistente con lo indicado en la encuesta. El período EV es aquel que presenta las mayores discrepancias, pero no son significativas. Por lo tanto, en general, el modelo genera resultados aceptables de partición modal por período del día.

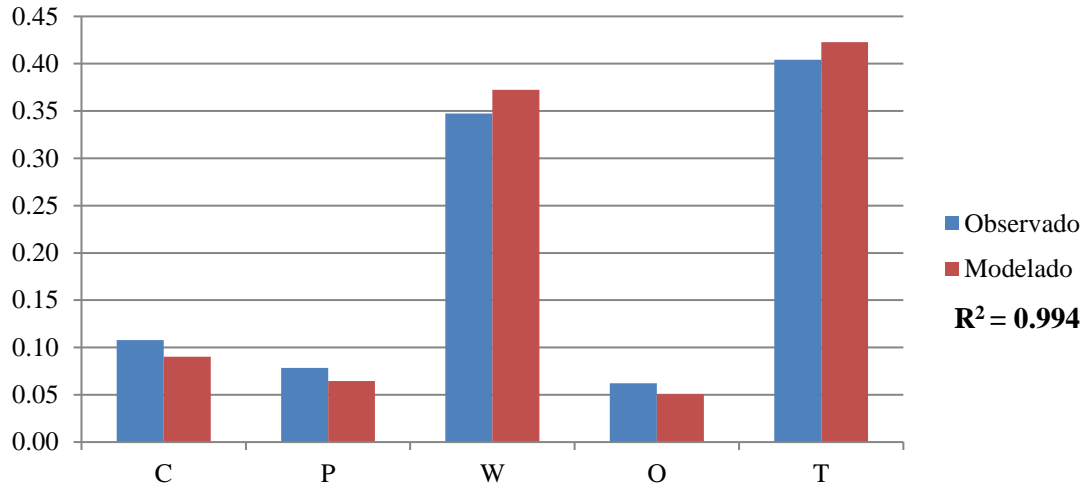


Figura 5.13. Partición modal observada vs modelada de un día

Tabla 5.2. Detalle de la partición modal observada vs modelada de un día

	Observado (%)	Modelado (%)	Diferencia (%)
C	10.78	9.01	-1.77
P	7.84	6.45	-1.39
W	34.73	37.22	2.49
O	6.23	5.05	-1.18
T	40.42	42.27	1.85

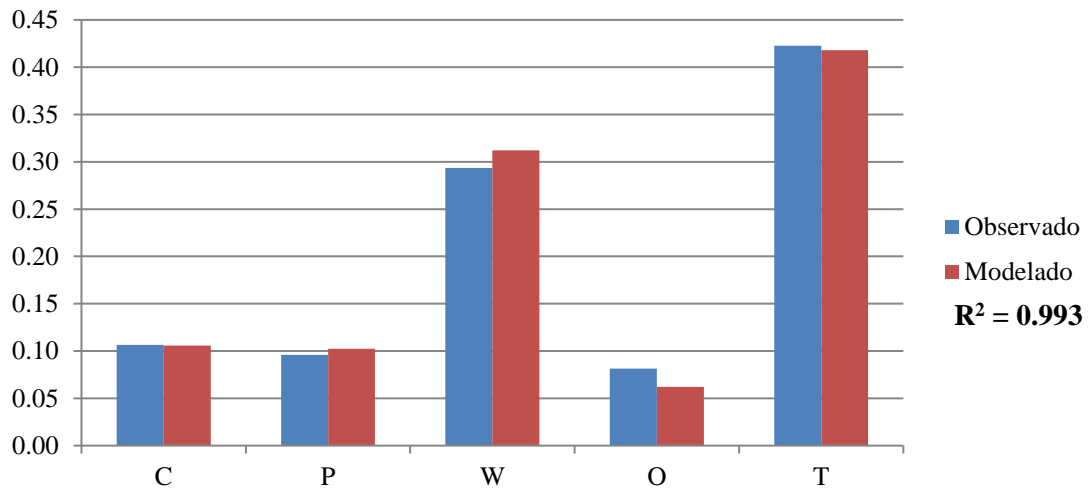


Figura 5.14. Partición modal observada vs modelada del período AM

Tabla 5.3. Detalle de la partición modal observada vs modelada del período AM

	Observado (%)	Modelado (%)	Diferencia (%)
C	10.66	10.58	-0.08
P	9.60	10.24	0.64
W	29.35	31.19	1.84
O	8.13	6.20	-1.93
T	42.26	41.79	-0.47

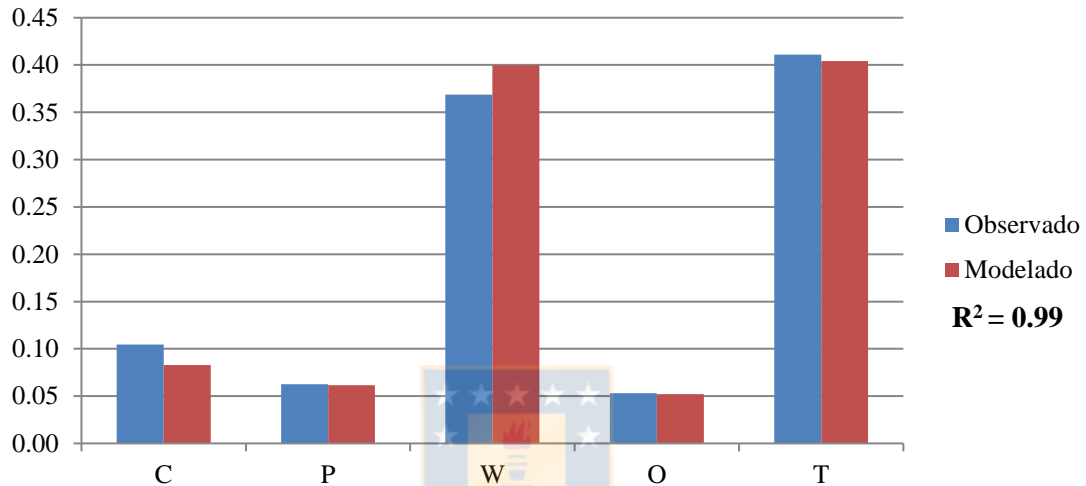


Figura 5.15. Partición modal observada vs modelada del período MD

Tabla 5.4. Detalle de la partición modal observada vs modelada del período MD

	Observado (%)	Modelado (%)	Diferencia (%)
C	10.45	8.28	-2.17
P	6.27	6.14	-0.13
W	36.88	39.97	3.09
O	5.32	5.19	-0.13
T	41.08	40.41	-0.67

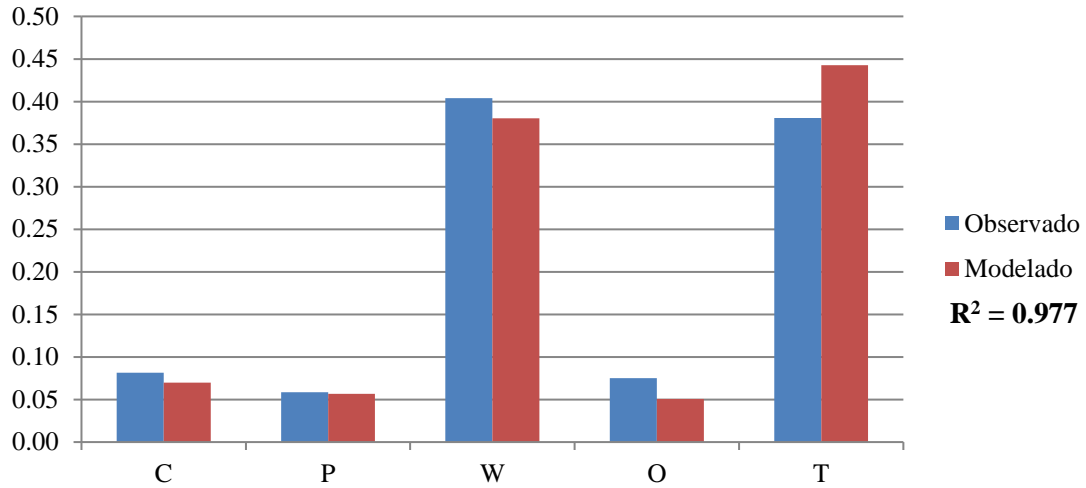


Figura 5.16. Partición modal observada vs modelada del período PM

Tabla 5.5. Detalle de la partición modal observada vs modelada del período PM

	Observado (%)	Modelado (%)	Diferencia (%)
<b>C</b>	8.16	6.99	-1.18
<b>P</b>	5.87	5.68	-0.20
<b>W</b>	40.39	38.02	-2.37
<b>O</b>	7.52	5.06	-2.45
<b>T</b>	38.06	44.25	6.20

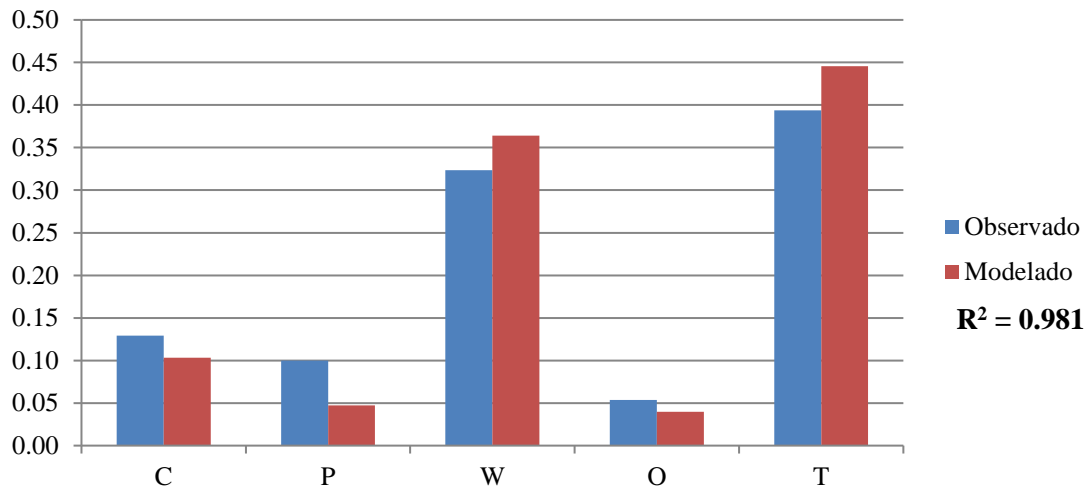


Figura 5.17. Partición modal observada vs modelada del período EV

Tabla 5.6. Detalle de la partición modal observada vs modelada del período EV

	Observado (%)	Modelado (%)	Diferencia (%)
C	12.92	10.31	-2.61
P	10.00	4.72	-5.28
W	32.34	36.40	4.06
O	5.35	3.99	-1.36
T	39.38	44.58	5.20

Por otro lado, las Figuras 5.18, 5.19 y 5.20 muestran los resultados de partición modal para los hogares de ingresos bajos, medios y altos, respectivamente.

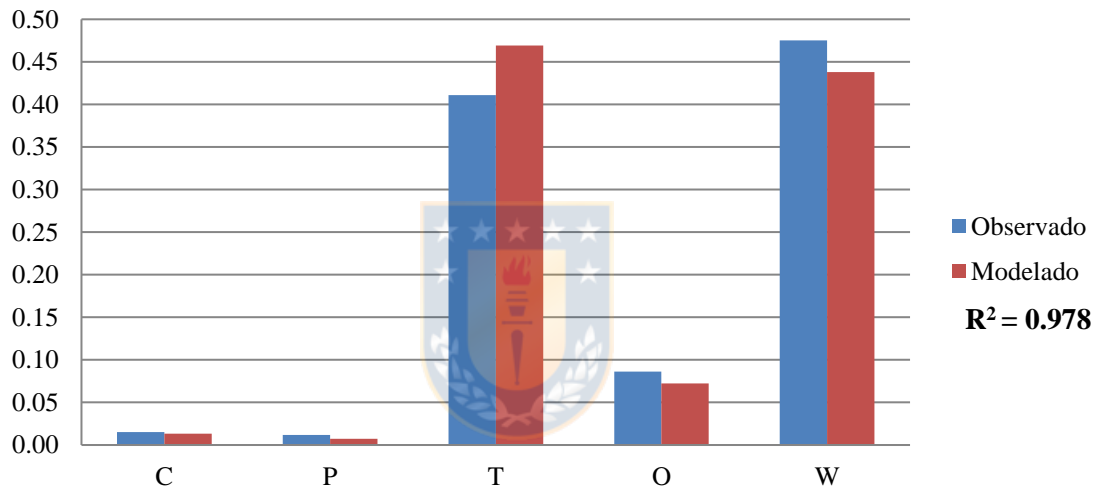


Figura 5.18. Partición modal hogares ingresos bajos

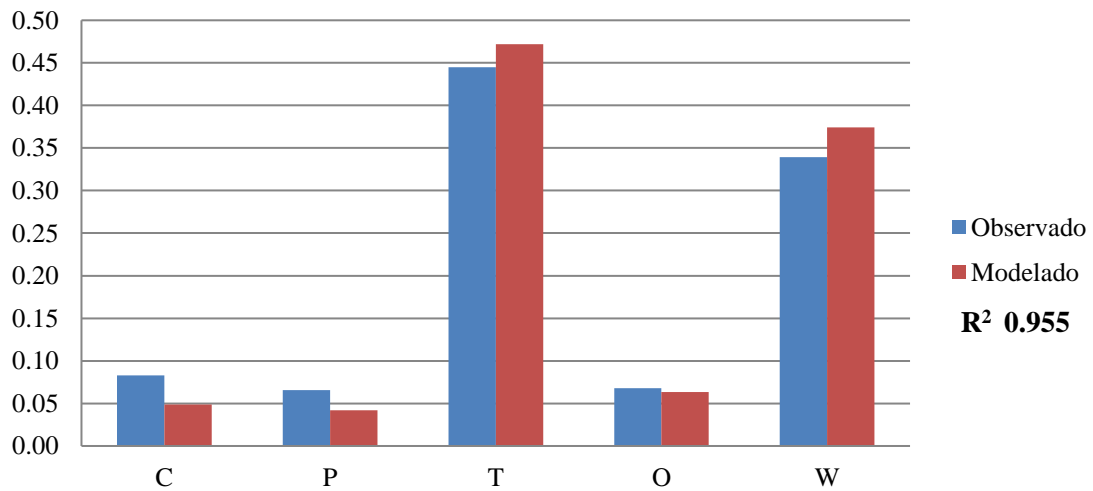


Figura 5.19. Partición modal hogares ingresos medios

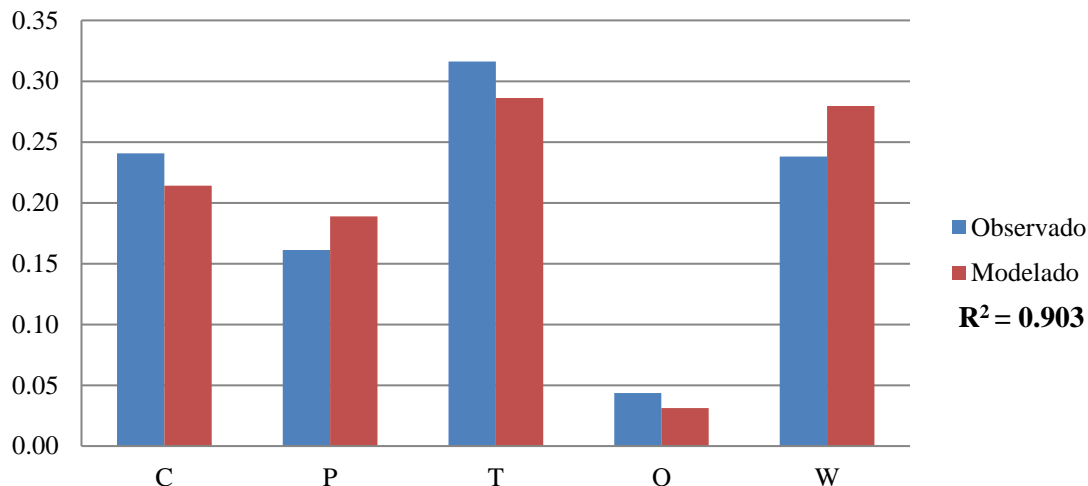
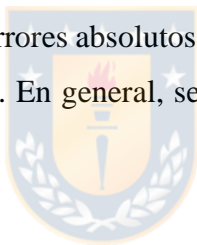


Figura 5.20. Partición modal hogares ingresos altos

Al igual que el análisis anterior, existe una clara preferencia por los modos T y W para cada uno de los niveles socioeconómicos. Las diferencias más grandes se encuentran en la partición modal de los hogares de altos ingresos, con errores absolutos de 4.14% y -3.01% para los modos caminata y transporte público, respectivamente. En general, se concluyó que el modelo entrega resultados aceptables por nivel de ingresos.



### 5.2.3 Asignación a la Red

A partir de la distribución de actividades y la partición modal, fue posible determinar la distribución y duración de viajes y el flujo vehicular del Gran Temuco. Esta información es de gran relevancia ya que a partir directamente de ella se verifica la situación inicial de movilidad urbana de una ciudad y como ésta se ve afectada ante un proyecto de transporte urbano, siendo posible determinar y cuantificar los impactos positivos y/o negativos de cualquier proyecto que se desee implementar. Con respecto a la distribución de viajes de la ciudad, en las Tablas 5.7 y 5.8 se muestran el error relativo de la distribución de viajes derivado de la comparación entre lo observado y lo modelado para el período AM de la totalidad de la muestra y de los hogares de bajos ingresos, respectivamente. La razón de mostrar solamente estos dos resultados es porque estas tablas son suficiente para hacer una conclusión respecto a este proceso de validación. Para

conocer el error relativo del resto de las distribuciones de viajes de cada nivel de ingresos y para cada período del día consultar Anexo 5.2.

Tabla 5.7. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período AM de toda la muestra

Origen / Destino	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	26.6%	181.8%	59.2%	38.4%	291.6%	578.9%	65.3%
2	22.1%	-41.6%	29.8%	-70.1%	1.7%	12.7%	-14.3%
3	-8.7%	178.1%	-58.1%	2.2%	22.1%	27.5%	-20.8%
4	3.3%	16.1%	-26.2%	-33.2%	-20.3%	-53.5%	-15.6%
5	20.4%	-62.0%	0.9%	-13.3%	-50.0%	-5.7%	-19.7%
6	-3.3%	12.3%	-8.8%	-10.0%	-7.5%	-40.5%	-13.7%
<b>TOTAL</b>	6.0%	-14.2%	-33.5%	-21.8%	-25.1%	-9.5%	-13.3%

Tabla 5.8. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período AM de los hogares de ingresos bajos

Origen / Destino	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	318.9%	-	3765.2%	214.6%	-	959.2%	774.8%
2	158.1%	28.5%	178.0%	53.6%	45.0%	-36.0%	61.4%
3	15.2%	51.2%	-0.3%	-54.6%	-	-27.2%	1.2%
4	-7.8%	-	-93.9%	294.5%	-	-	-43.2%
5	-31.2%	-12.5%	-	-45.3%	-77.1%	13.8%	-51.2%
6	100.8%	1350.1%	186.0%	93.0%	-72.9%	-58.4%	7.7%
<b>TOTAL</b>	58.9%	55.5%	19.1%	22.2%	-54.8%	-32.8%	16.9%

Se observa que la distribución de viajes en ambos casos presenta errores significativos entre los distintos pares de sectores. Por ejemplo, entre los sectores uno y seis hay una sobreestimación del 578.9% y 959.2% para la totalidad de la muestra y para los hogares de bajos ingresos, respectivamente, y entre los sectores seis y dos existe una sobreestimación de 1350.1% para los hogares de bajos ingresos. Estos errores están relacionados con el proceso de calibración del PoRPoW. Dado que en la encuesta no se indica explícitamente el lugar de trabajo de los individuos, se asumió a partir del destino al que se dirigían para aquellos viajes con propósito de trabajo, afectando la calibración del PoRPoW y, por ende, la distribución de viajes para cada período de día y para cada nivel de ingreso. Esto no es así para su aplicación en Toronto, ya que

en su encuesta se menciona explícitamente la zona de trabajo de cada persona.

Otro aspecto estudiado de la distribución fue el origen y destino de viajes por zona del Área Metropolitana de Temuco, este incluye un análisis de todo el día y del período AM, ya que dicho período es el más representativo de todos. Las Figuras 5.21 y 5.22 muestran el contraste entre lo observado y modelado de los viajes originados por zona para el período AM y todo el día, respectivamente, y las Figuras 5.23 y 5.24 representan el contraste entre lo estimado y lo indicado por la encuesta de los viajes destinados por zona para el período AM y todo el día, respectivamente.

La totalidad de viajes originados y destinados por zona para el período AM presenta una subestimación aproximada del 11%. Aún nivel más desagregado, se muestra que existen errores significativos en varias zonas de la ciudad. Por ejemplo, en la zona tres hay una sobreestimación del 190% de los viajes originados y los viajes destinados a 11 una subestimación del 34%. Por otro lado, para el día completo existe una subestimación del 1% tanto para la totalidad de los viajes originados como los destinados por zona. En comparación con el período AM, los errores presentes son de un menor grado, pero aun así son significativos. Por ende, a medida que se agreguen los datos la generación y atracción tendrá mejores resultados. Es decir, si se analizan por sectores, o macrozonas, del área metropolitana la validación de los viajes originados y destinados presentará resultados más aceptables. Para conocer los detalles de los viajes originados y destinados por zona para el período AM y la totalidad del día consultar Anexo 5.3.

Al mismo tiempo, el conteo vehicular de la encuesta fue comparada con el flujo vehicular estimado por el modelo. La información utilizada para este análisis fueron los conteos generados manualmente (PER) y las estaciones automáticas (EA) pertenecientes al período AM; se excluyó de la comparación los virajes vehiculares ya que es un muy complejo incorporar este tipo movimientos en EMME. La razón principal de que solo se haya analizado dicho período es que tanto la EOD como en el presente estudio se definieron que AM comprende desde las 7:30 hasta las 9:30 de la mañana. El  $R^2$  obtenido fue de 0.77, del cual se indica que el modelo entrega resultados aceptables en cuanto al flujo vehicular que transita en los distintos puntos de control.



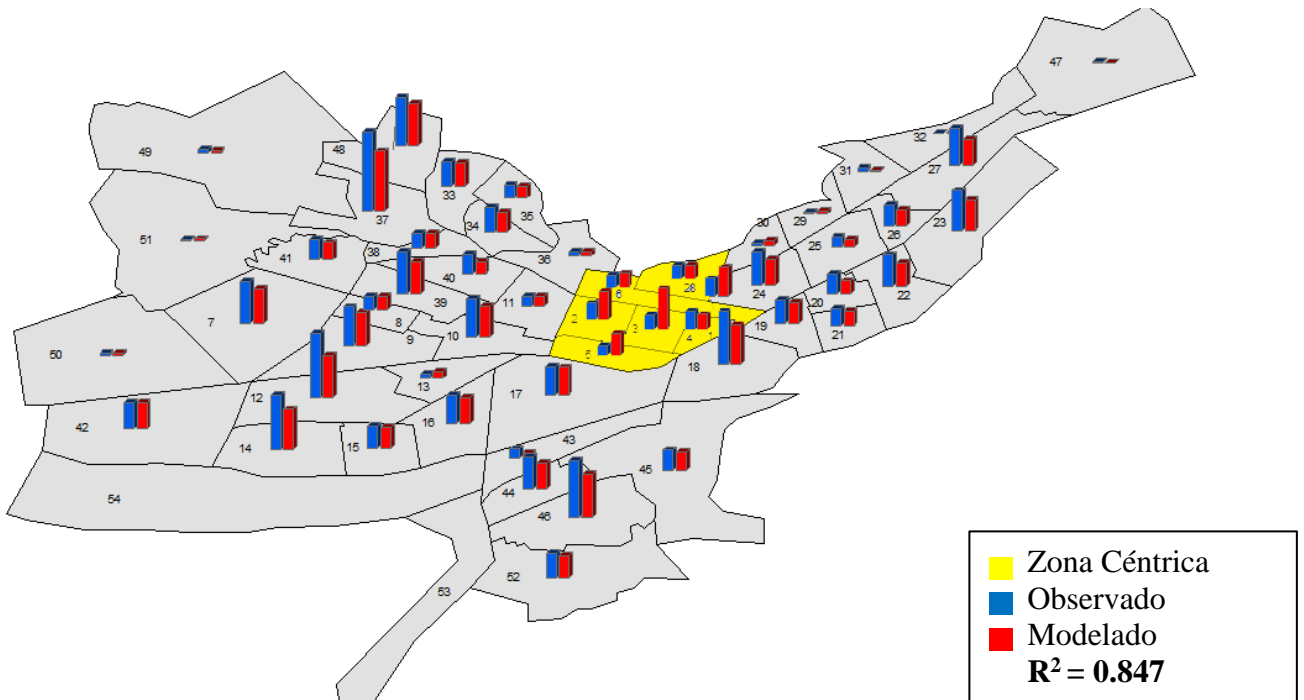


Figura 5.21. Viajes originados por zona período AM

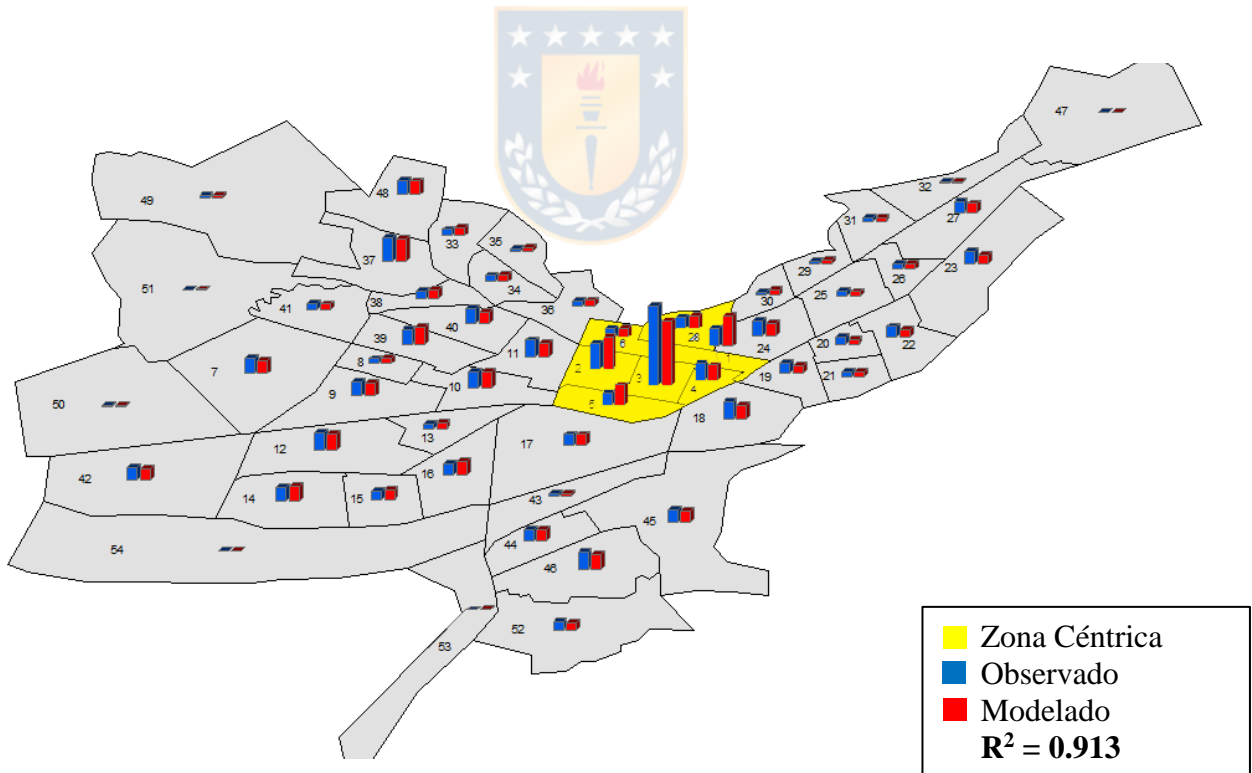


Figura 5.22. Viajes originados por zona de todo el día

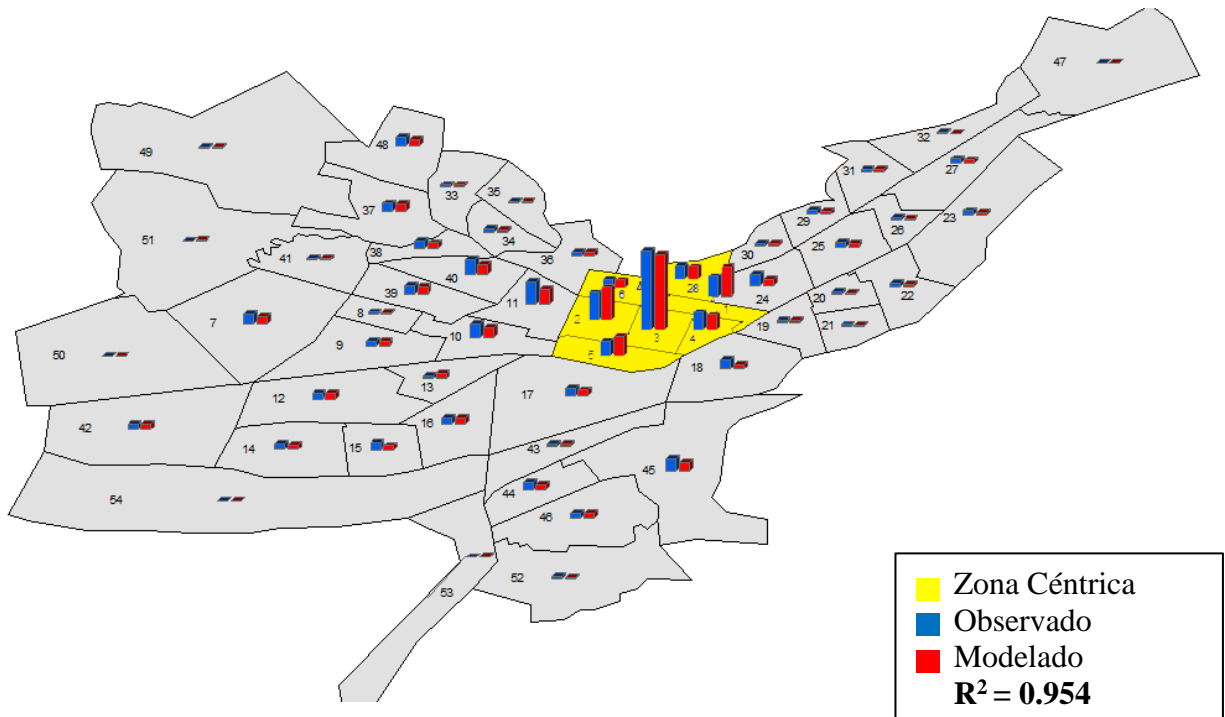


Figura 5.23. Viajes destinados por zona período AM

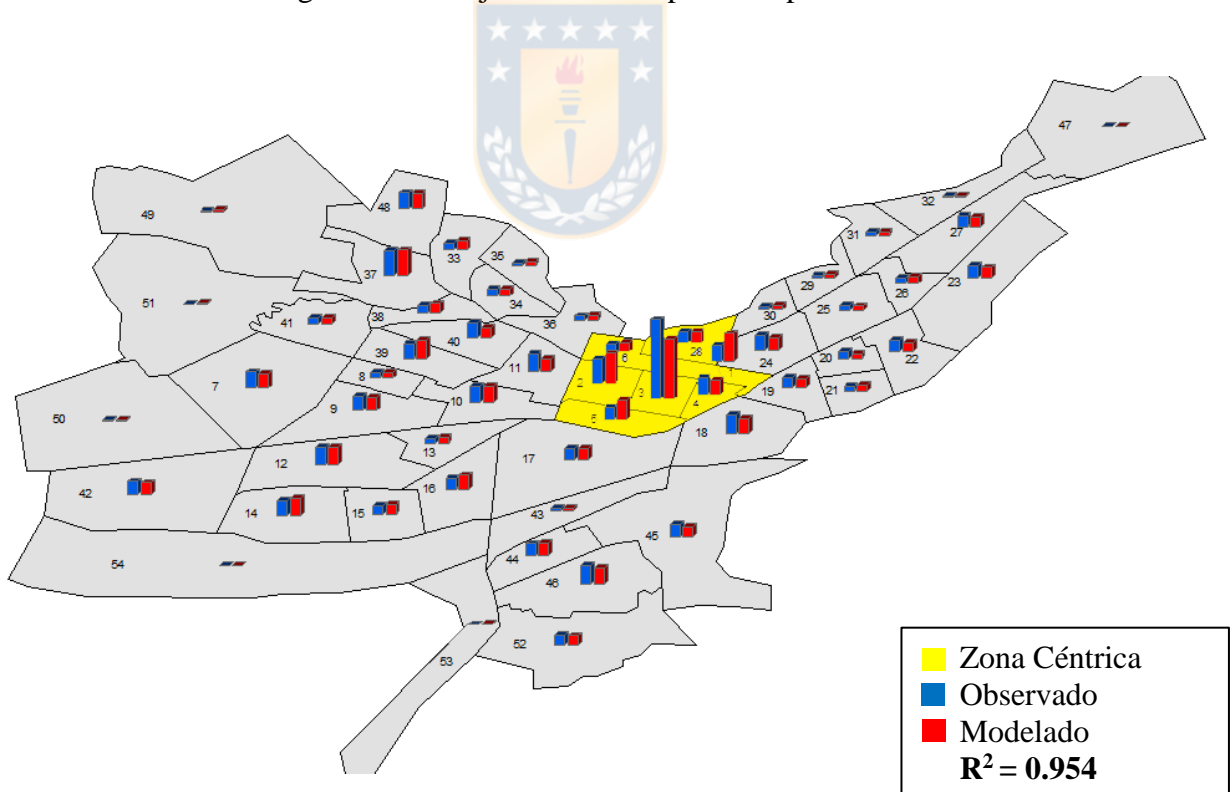


Figura 5.24. Viajes destinados por zona de todo el día

Por último, se analizó la estimación de la duración de viajes para cada nivel socioeconómico

definido. Las Figuras 5.25, 5.26 y 5.27 muestran la duración de viajes en intervalo de cinco minutos para los hogares de ingresos bajos, medios y altos, respectivamente. Se observa, en general, que el modelo no replica de manera precisa la duración de los viajes para cada nivel de ingreso. Esto se debe principalmente a que el modelo no tiene incorporado el nivel de ingresos como una variable relevante en la estimación de ninguno de los aspectos mencionados.

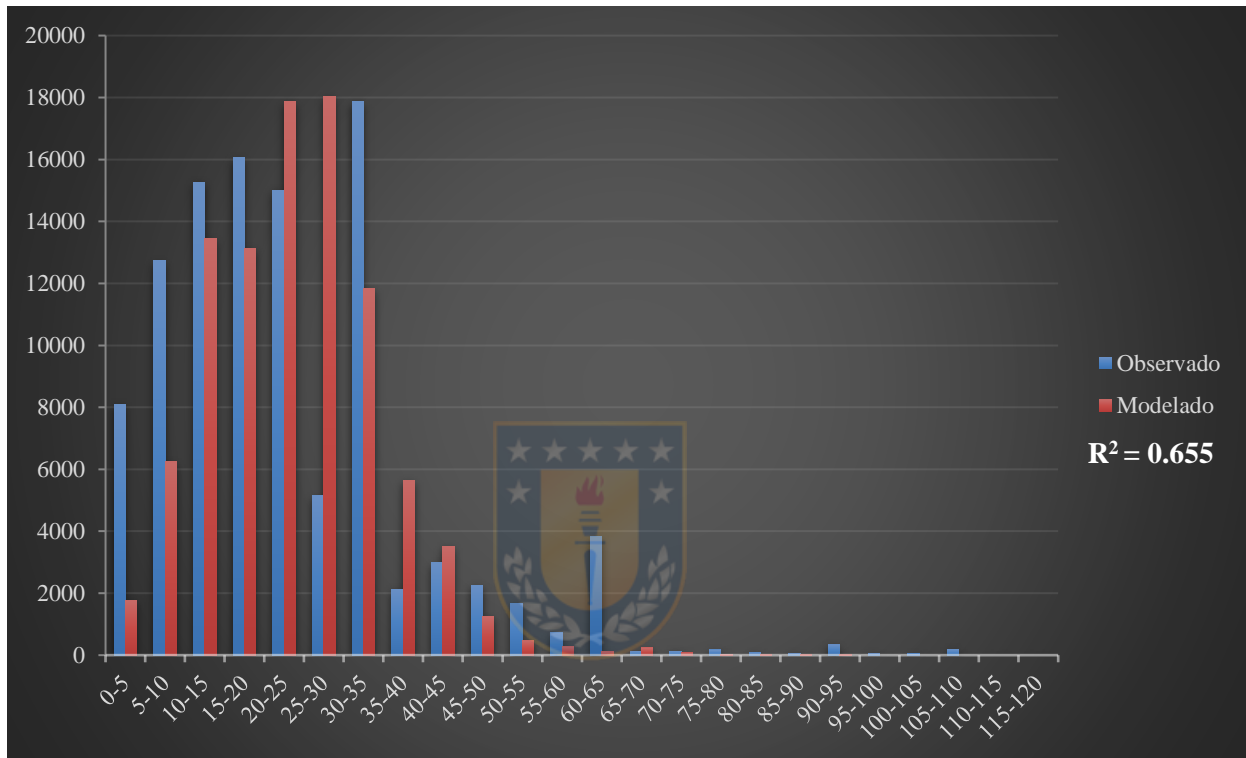


Figura 5.25. Duración de viajes para hogares de ingresos bajos.

#### 5.2.4 Conclusiones

A partir de los resultados obtenidos de TASHA, se determinó que es una buena herramienta al momento de replicar las actividades y la partición modal (tanto para el período del día como el nivel de ingreso de los hogares) del Área Metropolitana de Temuco. Por otro lado, en cuanto a la asignación de viajes a la red, el modelo se comporta de manera aceptable en los viajes originados y destinados por zona y en el flujo vehicular. Las razones principales de por qué presenta los errores en la asignación y los ya mencionados en los otros parámetros de validación son:

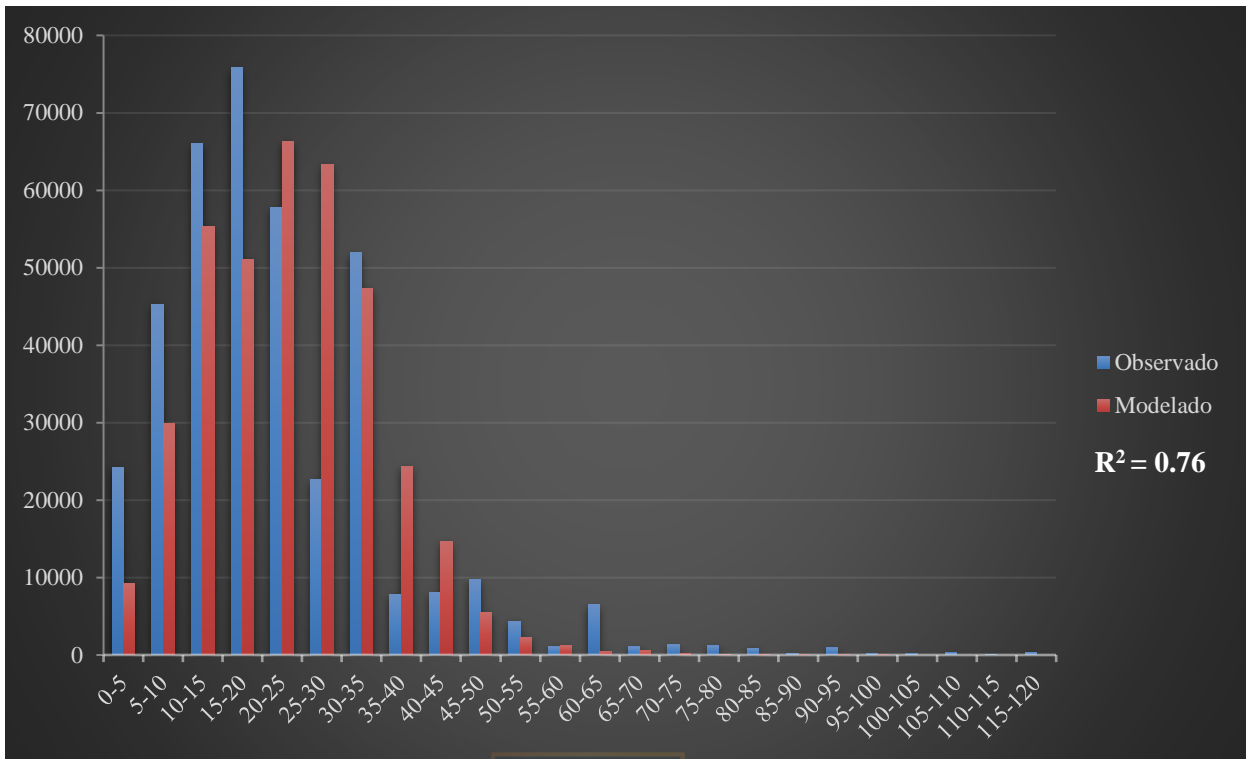


Figura 5.26. Duración de viajes para hogares de ingresos medios.

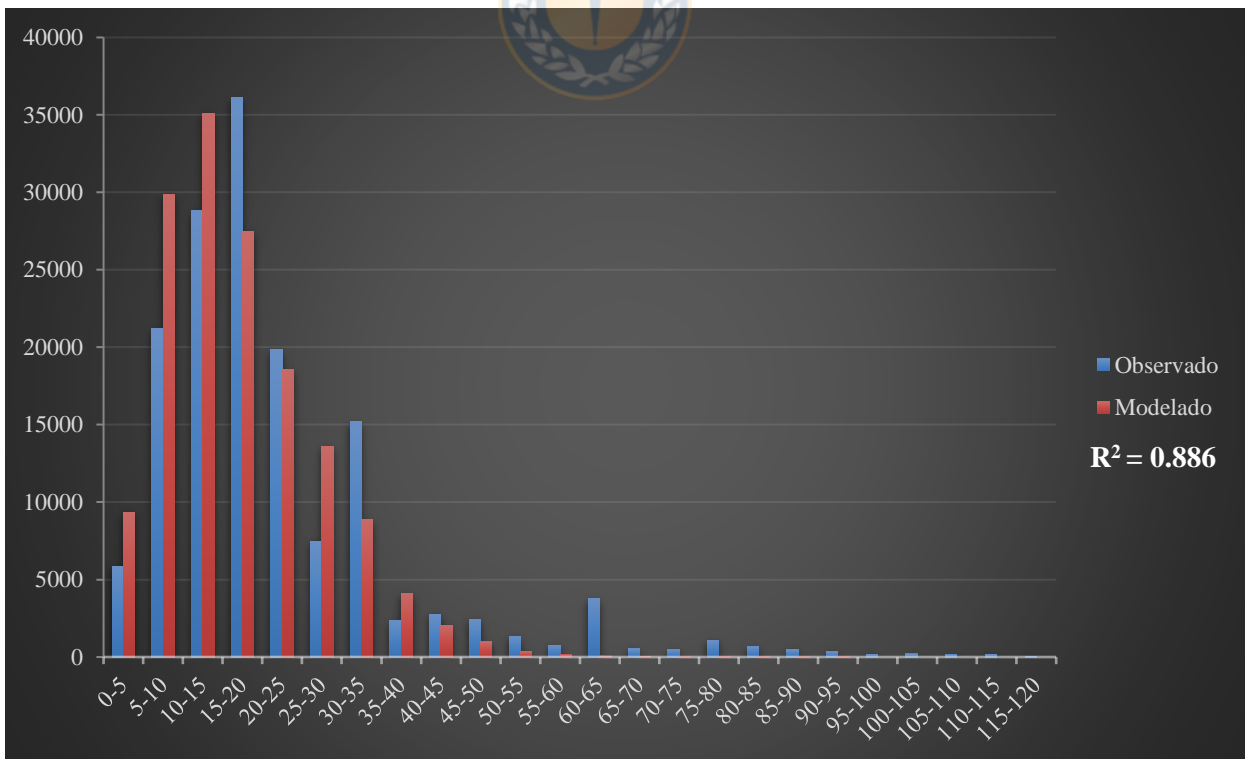


Figura 5.27. Duración de viajes para hogares de ingresos altos.

- La codificación presente en el modelo no permite un manejo correcto de los segundos viajes con propósito de estudio durante el día, siendo estos viajes estimados en horas que no corresponden en el día.
- En la EOD del 2002 no se especifica aquellos viajes de retorno al hogar, por lo que se tuvo que asumir cuál de ellos si correspondían con ese propósito, generando un sesgo en la modelación.
- Al igual que el estudio de Allendes (2019), se definió solo una tarifa promedio para cada modo del transporte público (taxi colectivo y taxi buses) con la finalidad de simplificar la modelación.
- Dado que en la EOD no indica explícitamente la zona de trabajo de los individuos, se tuvo que asumir a partir del lugar de destino de los viajes con propósito de trabajo. Esto impactó en la calibración del PoRPoW y, por ende, en la validación de la generación, atracción y distribución de viaje. Esto también evitó que la duración de viajes estimada se ajustará a la realidad.
- El modelo no tiene incorporado el nivel de ingresos por hogar como una variable relevante en cada uno de los submodelo que éste presenta (distribución de actividad, partición modal y asignación de viajes) y, por ende, no se esperaba resultados con un alto grado de ajuste en el momento de validación.

### **5.3 Predicción de Parámetros**

#### **5.3.1 Distribución de Actividades**

La Tabla 5.9 muestra la comparación entre la frecuencia de actividades predichas con lo observado en la EOD del 2013. En general, el número total de actividades predichas presenta una sobreestimación del 3.96%. Además, se observa que la actividad con la mayor diferencia entre observado y modelado es la actividad de trabajo, con una sobreestimación del 14.37%.

Las Figuras 5.28, 5.29, 5.30, 5.31, 5.32 y 5.33 muestran la distribución de hora de inicio predicha para todas las actividades junta, W, S, H, O y M, respectivamente. Las Figuras 5.34, 5.35, 5.36,

5.37, 5.38 y 5.39 presentan la hora de finalización de todas las actividades en conjunto y de W, S, H, O y M, respectivamente. Al igual que para la estimación inicial, las horas 25, 26 y 27 representan las 1:00, 2:00 y 3:00 a.m, respectivamente. Para un mayor nivel detalle de las subestimaciones y sobreestimaciones de la predicción consultar Anexo 5.4.

Tabla 0.9. Frecuencia observada vs frecuencia predicha de actividades

<b>Actividad</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
W	109892	125688	15796	14.37
S	57665	57210	-455	-0.79
M	50498	48347	-2151	-4.26
H	276203	285005	8802	3.19
O	123755	126226	2471	2.00
<b>Total</b>	<b>618013</b>	<b>642476</b>	<b>24463</b>	<b>3.96</b>

De los resultados de la distribución de hora de inicio se observa que presenta más errores que la estimación realizada para el año base. Sin embargo, en general, los resultados son aceptables dado el cambio poblacional. Lamentablemente, la predicción de la distribución de la hora de finalización no se ajusta a la realidad. Se observa que existen errores significativos en cada una de las actividades, exceptuando por las actividades de otro tipo. Es por esto que se analizó la existencia en el cambio de comportamiento de los individuos entre ambos años. Para este análisis, solo se compararon las actividades de trabajo y estudio, ya que son las actividades de mayor relevancia. Las Figuras 5.40 y 5.41 muestran la tasa de la distribución de tiempo de inicio de las actividades trabajo y estudio de ambas encuestas, respectivamente, y las Figuras 5.42 y 5.434 la tasa de distribución de hora de finalización de las actividades trabajo y estudio, respectivamente. Se muestra que hay diferencias significantes en la distribución de tiempo de finalización de cada actividad. Por ejemplo, en el 2013 hubo menos trabajadores que terminaban su actividad laboral a las 13:00 y 19:00 horas en comparación el con 2002. Por otro lado, hubo menos estudiantes que finalizaron su actividad escolar a las 13:00 y 14:00 horas y más alumnos que finalizaron a las 15:00 y 16:00 horas. Esto tiene un impacto directo sobre las otras actividades, ya que la hora a la que inician las actividades de retorno al hogar, compras u otros dependen fuertemente del trabajo y estudio de los individuos.

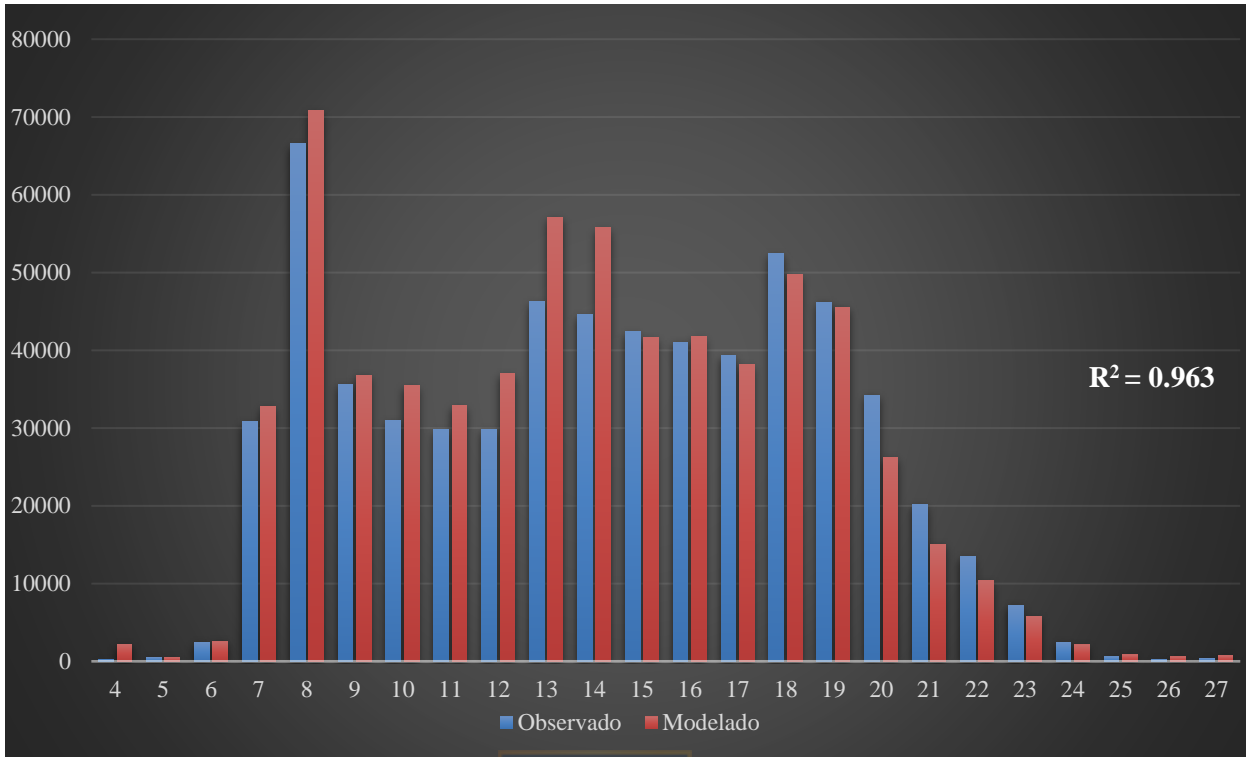


Figura 0.28. Distribución predicha del tiempo de inicio de todas las actividades

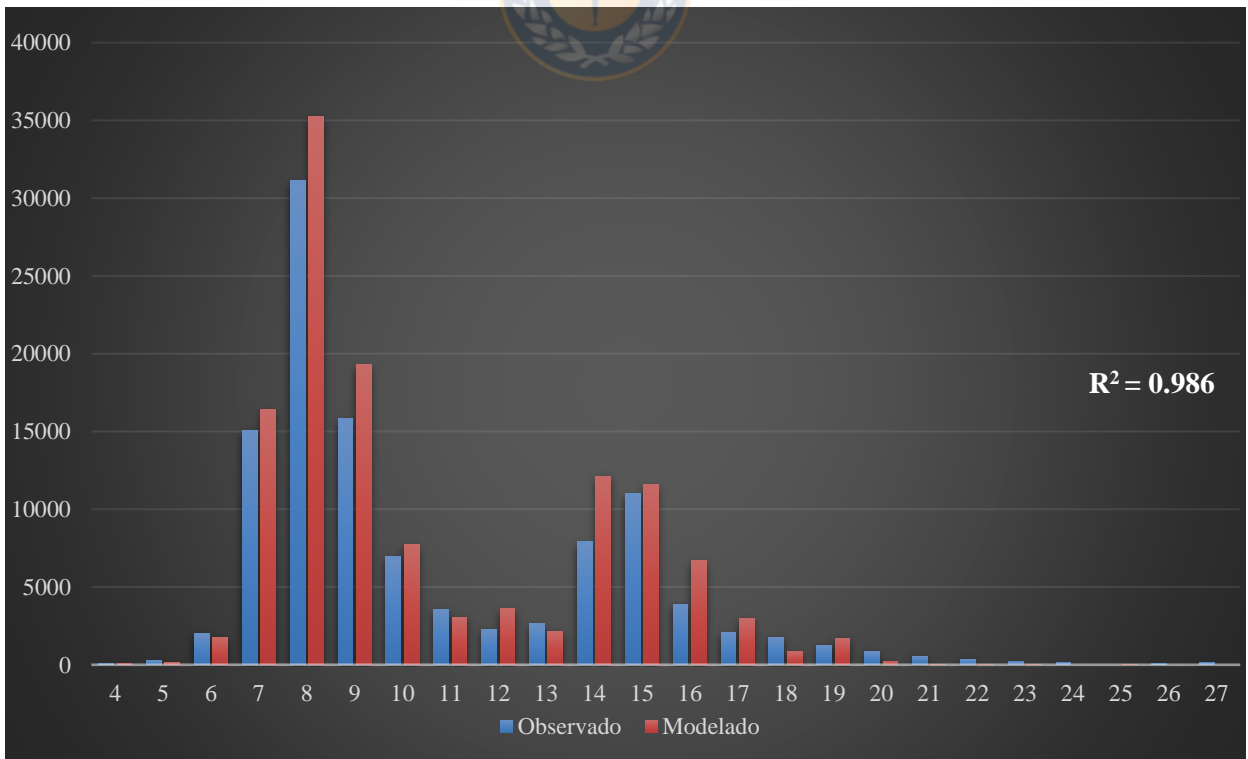


Figura 0.29. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad trabajo

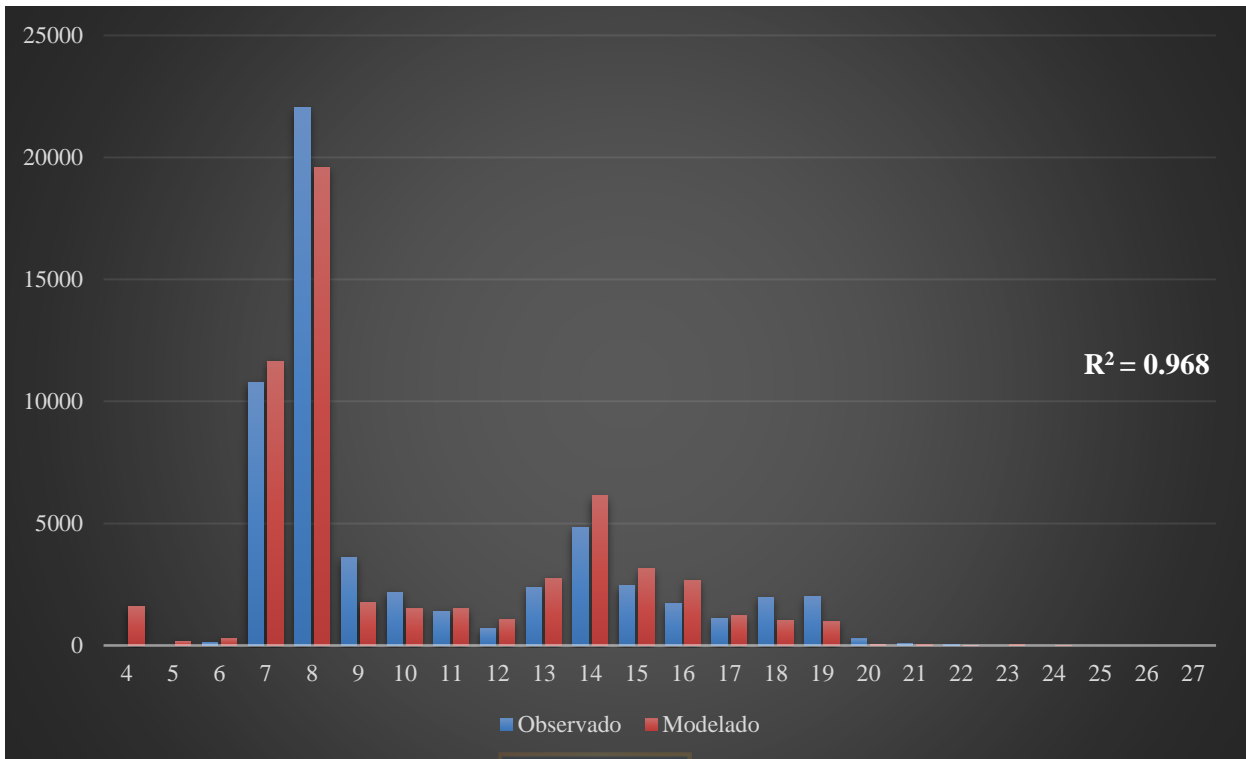


Figura 0.30. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad estudio

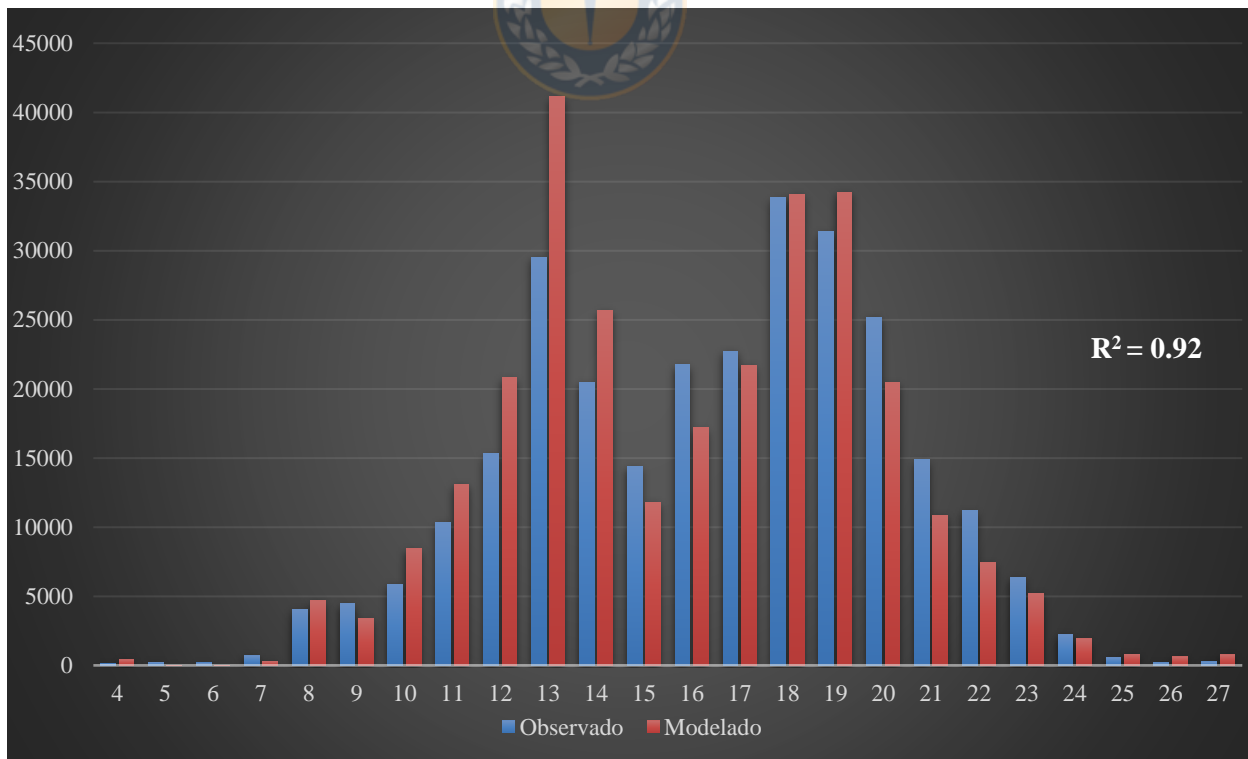


Figura 0.31. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad retorno al hogar



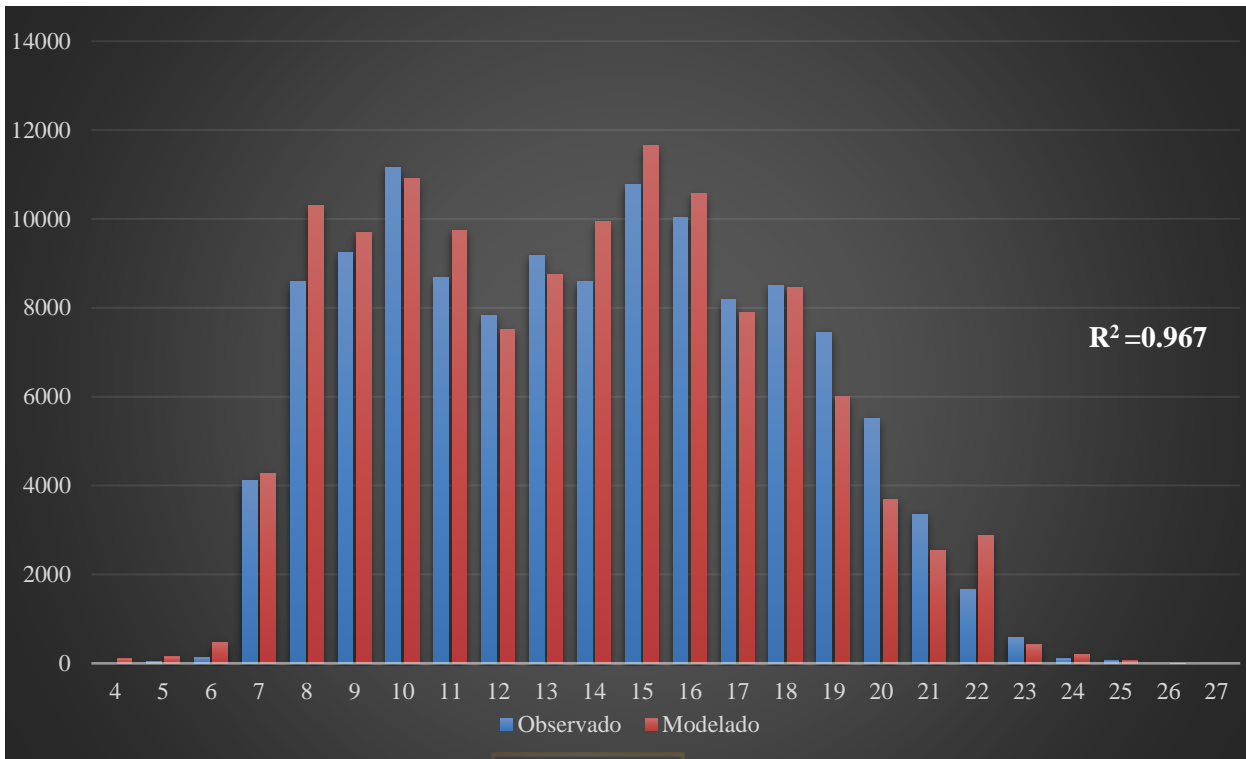


Figura 0.32. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad otros

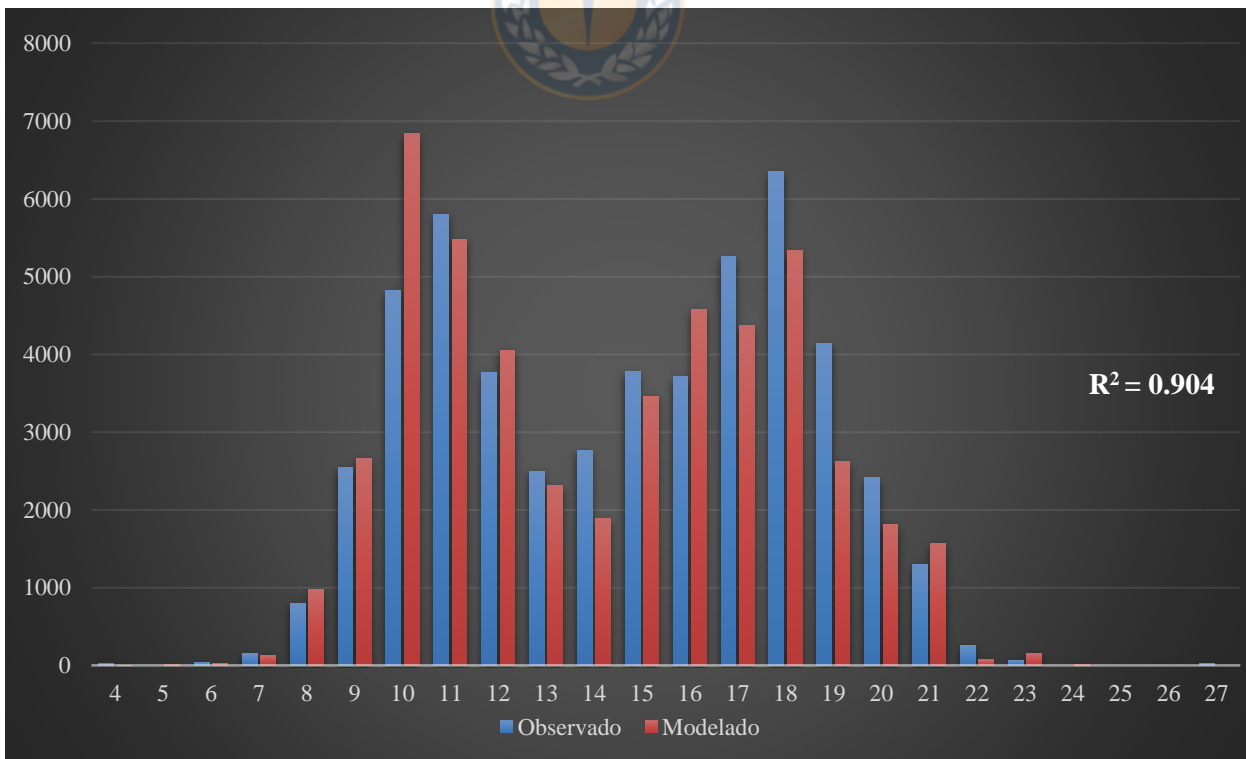


Figura 0.33. Distribución predicha del tiempo de inicio de la actividad compras

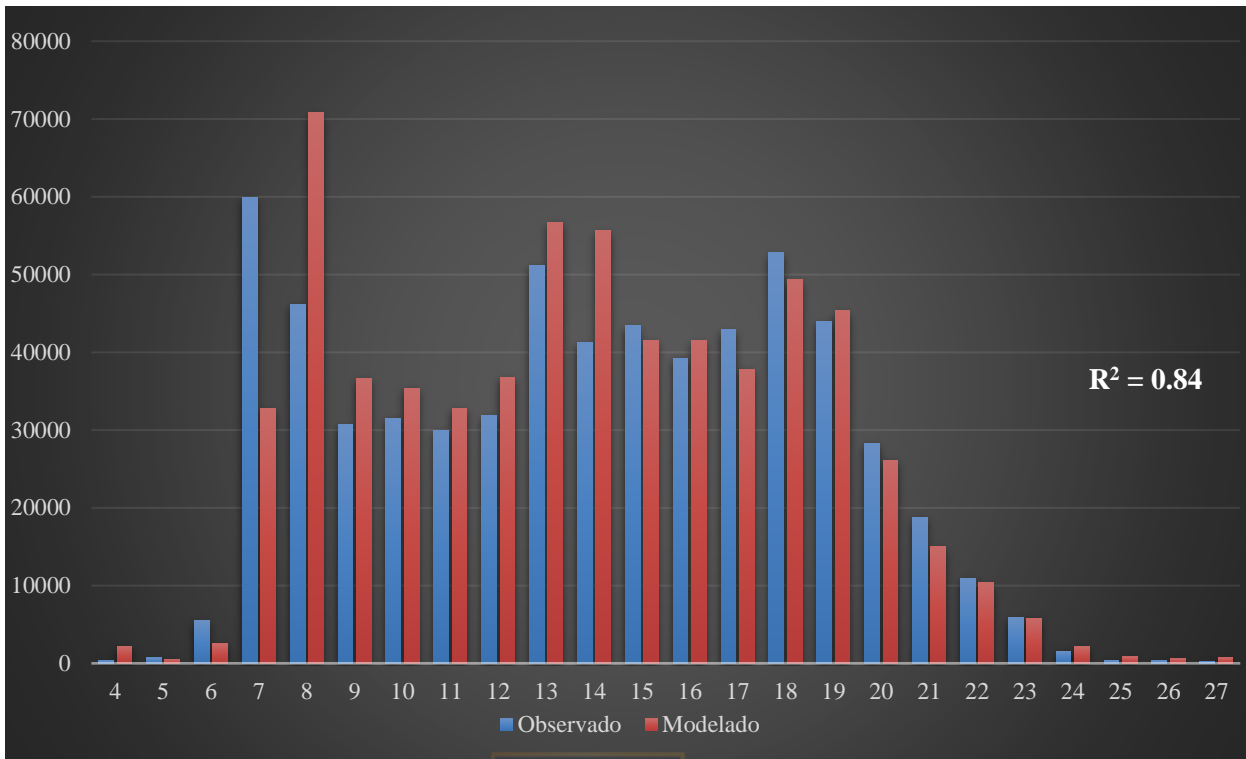


Figura 0.34. Distribución predicha del tiempo de finalización de todas las actividades

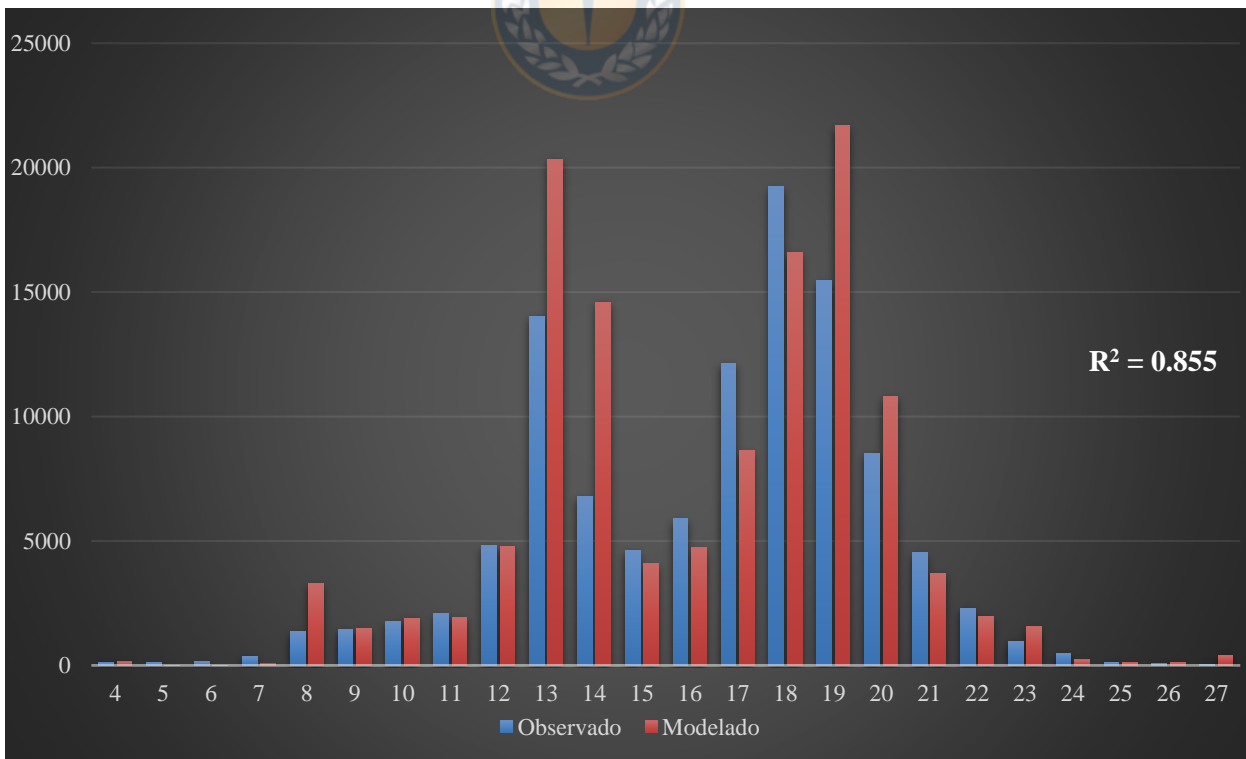


Figura 0.35. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad trabajo

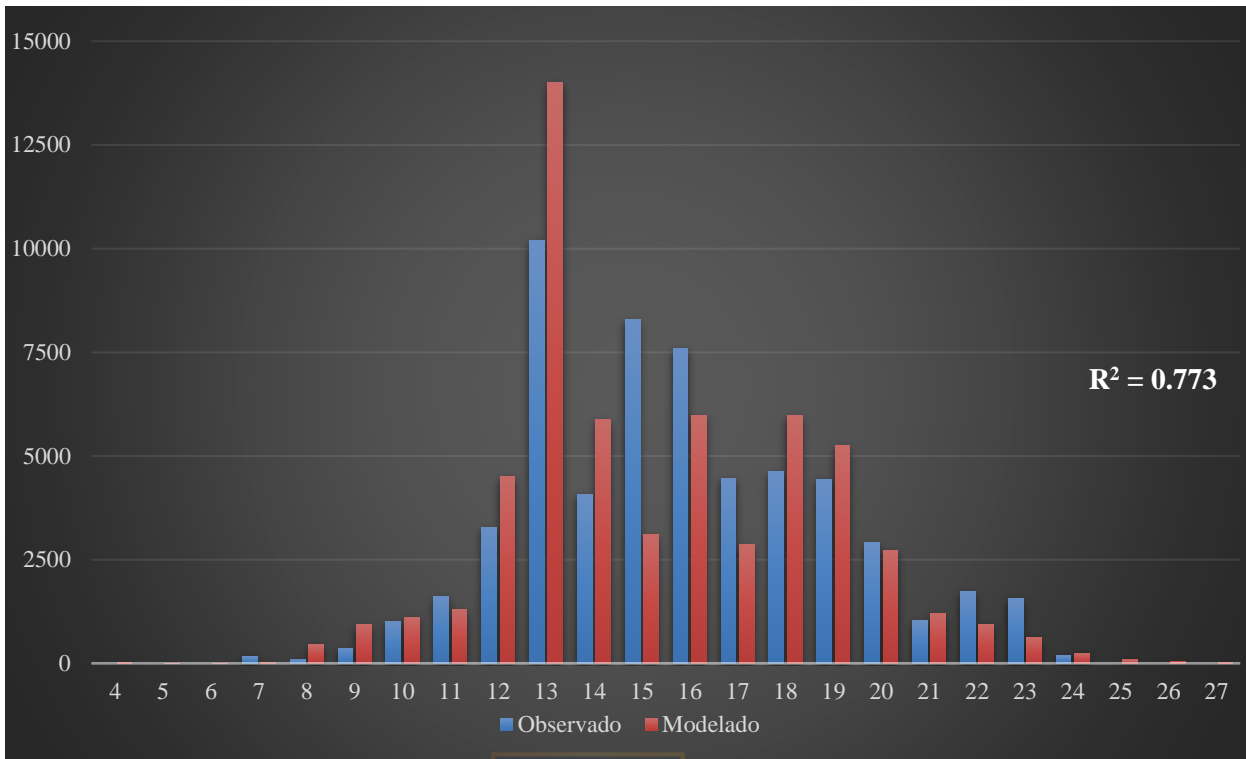


Figura 0.36. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad estudio

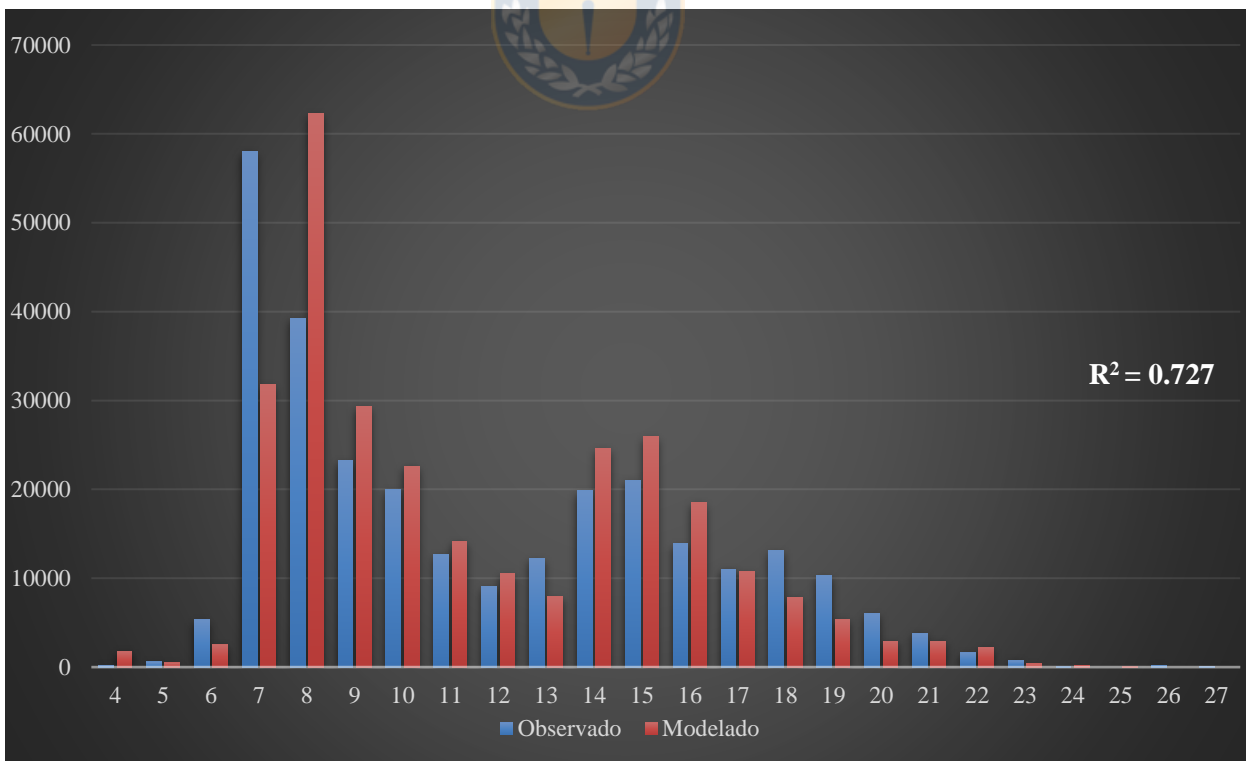


Figura 0.37. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad retorno al hogar

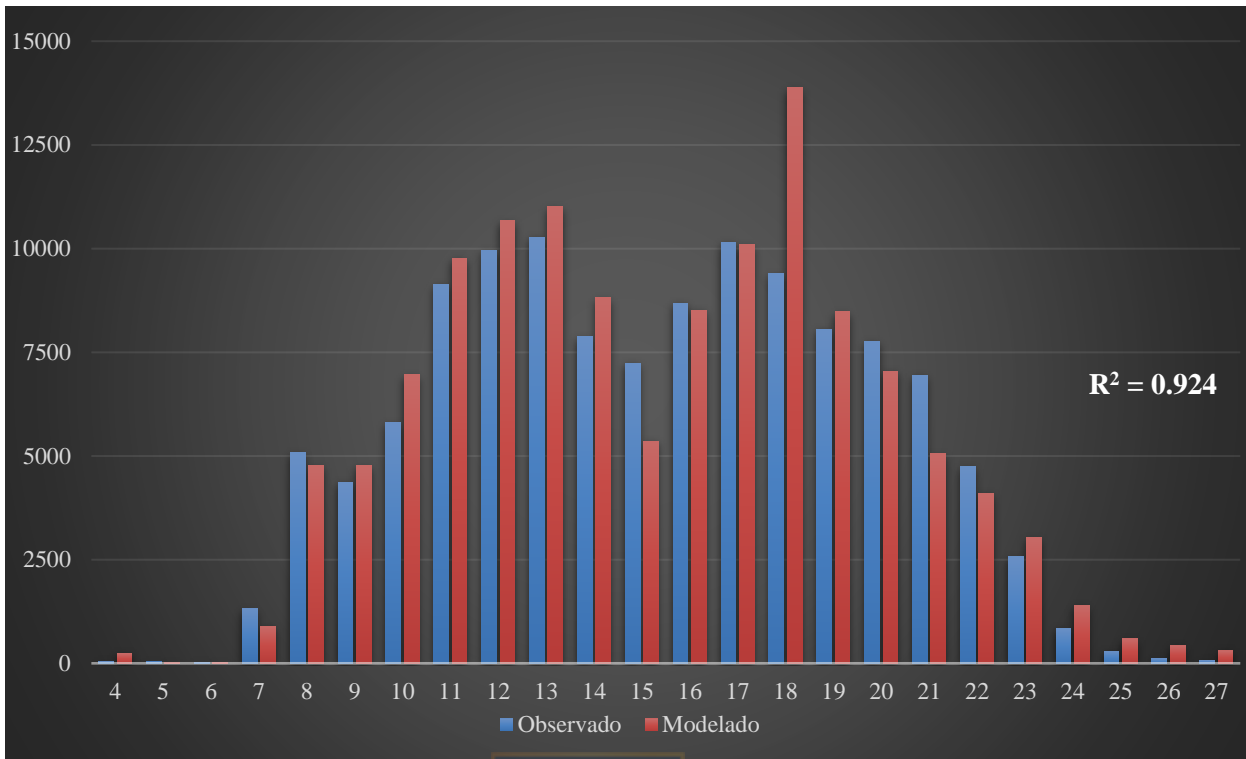


Figura 0.38. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad otros

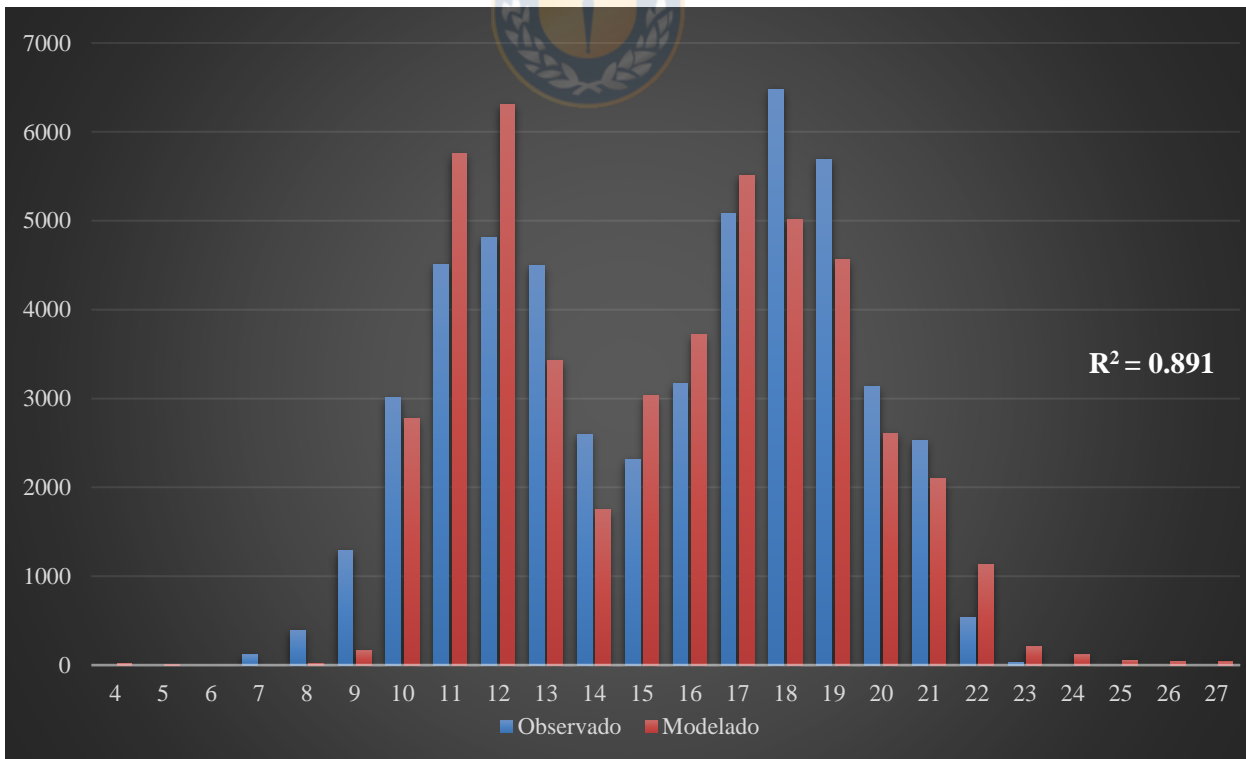


Figura 0.39. Distribución predicha del tiempo de finalización de la actividad compras

La razón por la que hubo una modificación en el comportamiento de las personas fue por cambios políticos en la estructura horaria de las actividades de trabajo y estudio. Primero, entre el 2002 y 2013 hubo un cambio en las horas semanales de trabajo de 48 a 45 horas por semana, generando que más trabajadores terminaran sus actividades más temprano. En segundo lugar, en 1996 el gobierno cambio la estructura horaria escolar. Originalmente los estudiantes escolares solo tenían clases en la mañana (jornada parcial) que finalizaban a las 13:00 o 14:00 horas y el Estado lo cambio a una jornada completa haciendo los estudiantes finalizaran a las 15:00, 16:00 o 17:00 horas. Sin embargo, este cambio fue gradual dado que los colegios tenían pocos recursos para realizar esta implementación rápidamente.

Esto pone en evidencia que el modelo no puede lidiar con grandes cambios en el comportamiento en la población y, además, no puede predecir cambios en la política de las ciudades.

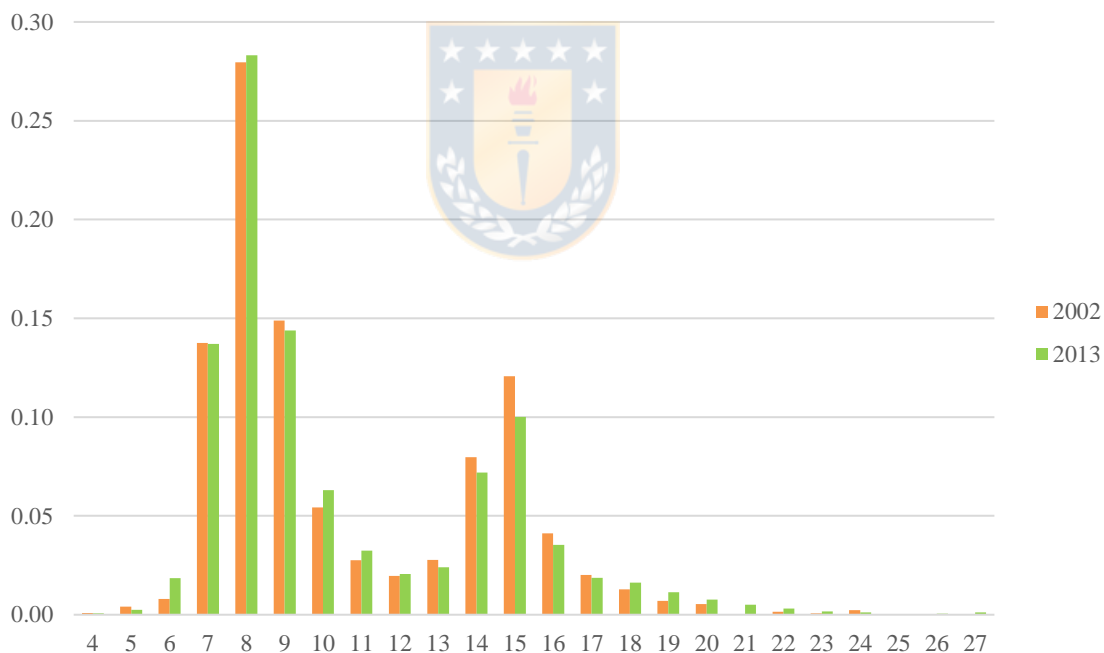


Figura 0.40. Tasa de distribución de la hora de inicio de la actividad trabajo

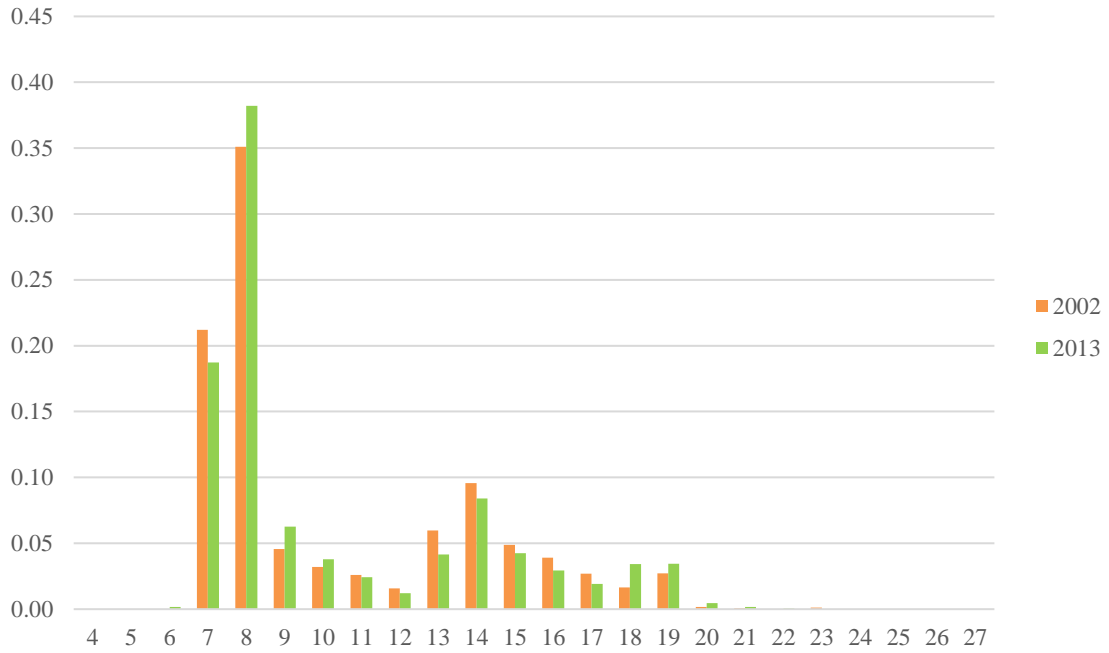


Figura 0.41. Tasa de distribución de la hora de inicio de la actividad estudio

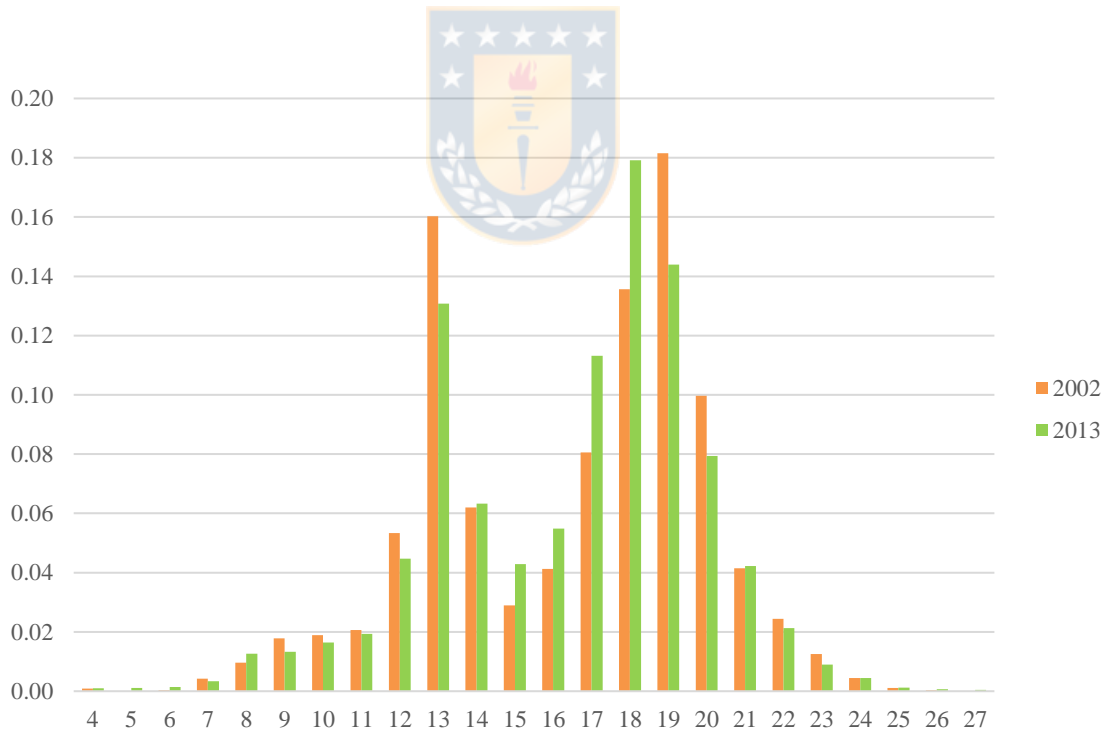


Figura 0.42. Tasa de distribución de la hora de finalización de la actividad trabajo

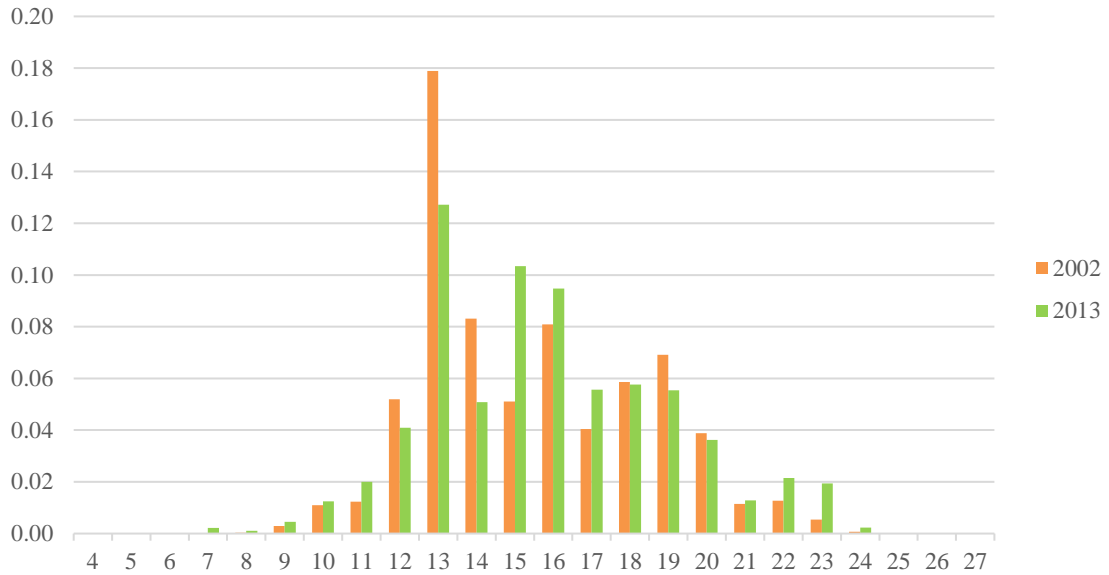


Figura 0.43. Tasa de distribución de la hora de finalización de la actividad estudio

### 5.3.2 Elección de Modo



Las Figuras 5.43, 5.44, 5.45, 5.46 y 5.47 muestran la partición modal predicha del día completo y para los períodos AM, MD, PM y EV, respectivamente. En general, se observa que existe una sobreestimación del transporte público y una subestimación de los modos auto y pasajeros cada uno de los períodos, exceptuando en el AM. El peor período predicho fue el EV con un error absoluto del 18.2% y -5.95% para los modos transporte público y pasajeros, respectivamente. En teoría, el modelo debería responder correctamente a los cambios en la posesión vehicular. Sin embargo, dado el gran crecimiento económico de la ciudad y, por lo tanto, del gran aumento del parque automotriz, TASHA no logra predecir de manera precisa la partición modal. Esto se observa en la Figura 5.47, la cual muestra la partición modal del día completo para cada año. Se observa que hubo un cambio hacia el auto (C más P), así como, hacia otros modos a expensas del transporte público y caminata. Esto más la ligera sobreestimación en el uso del transporte público en el año base, explicaría la subestimación y sobreestimación de los modos auto y transporte público para el año 2013.

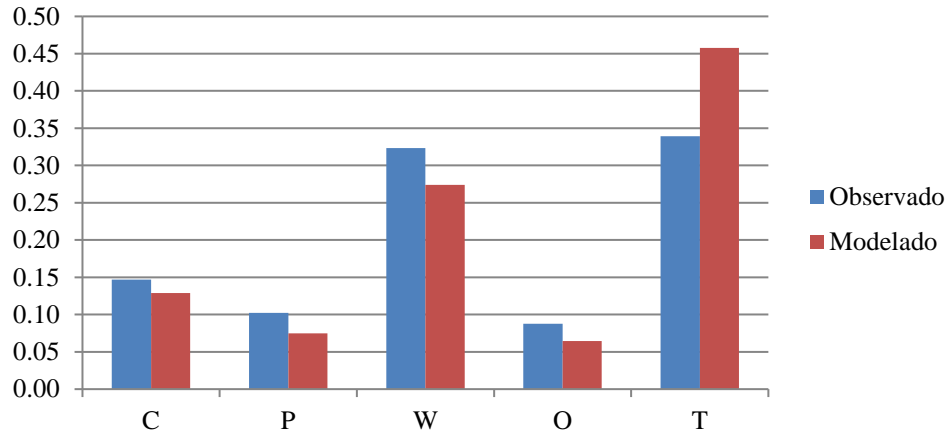


Figura 0.44. Partición modal predicha del día completo

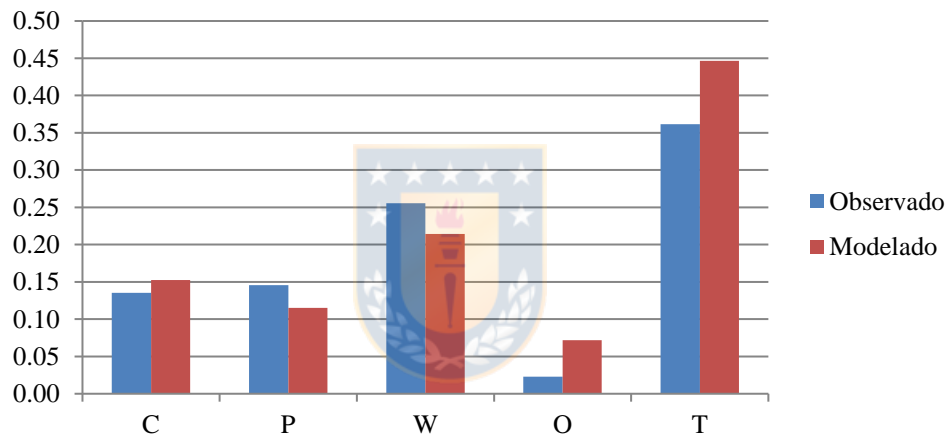


Figura 0.45. Partición modal predicha del período AM

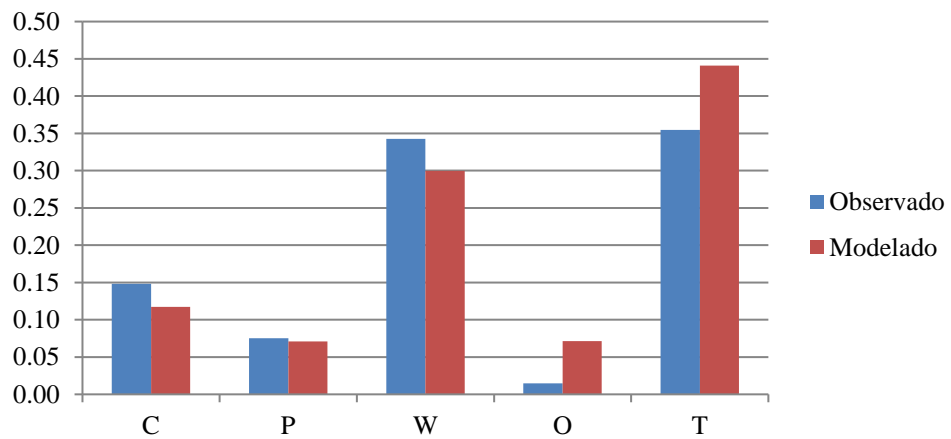


Figura 0.46. Partición modal predicha del período MD



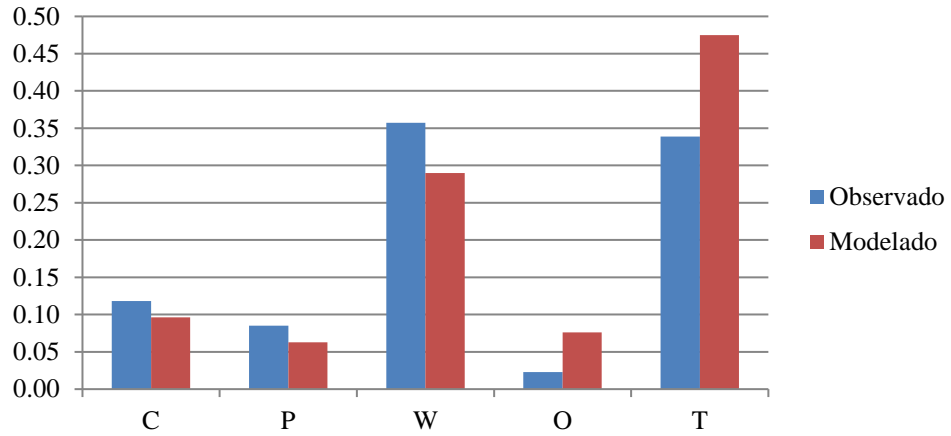


Figura 0.47. Partición modal predicha del período PM

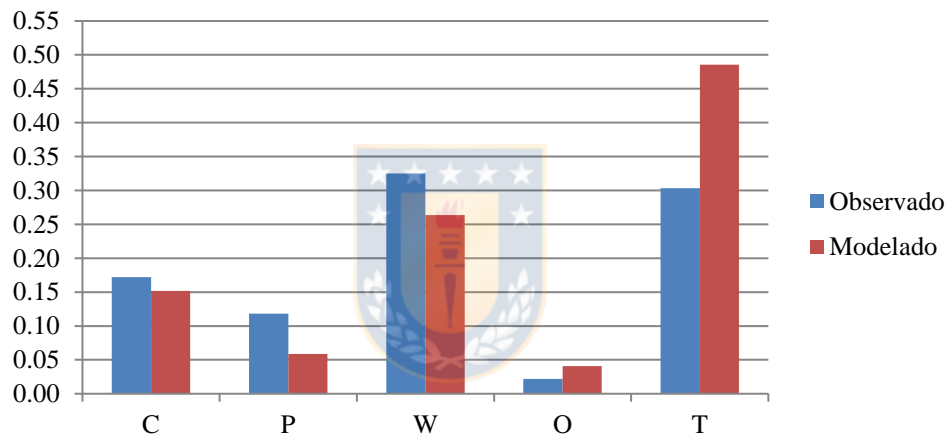


Figura 0.48. Partición modal predicha del período EV

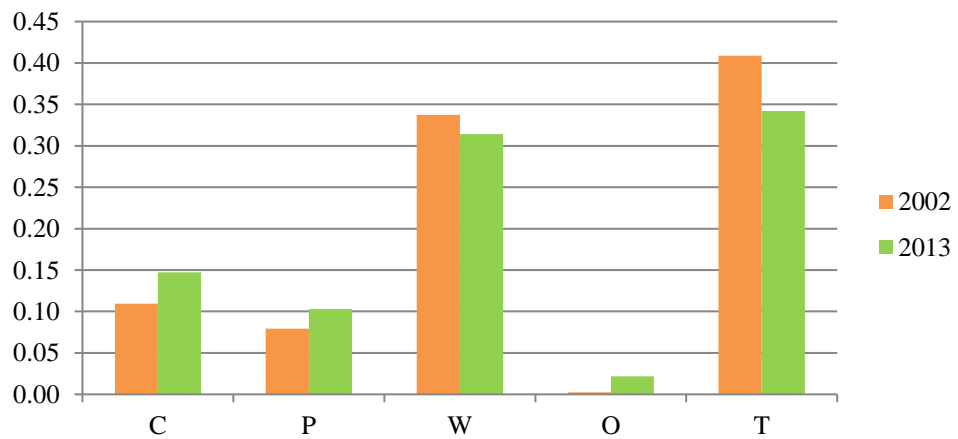


Figura 0.49. Comparación partición modal

Por otro lado, también se analizó la partición modal por nivel de ingreso. Las Figuras 5.49, 5.50 y 5.51 muestran la partición modal predicha comparado con los datos de la EOD del 2013 para los hogares de bajo, medio y alto ingresos, respectivamente. Al igual que el caso anterior, hay una sobreestimación en el modo transporte público para cada nivel de ingreso (errores absolutos de 23.08%, 17.49% y 16.69% para los ingresos bajos, medios y altos, respectivamente). Además, hay una subestimación significativa en el modo auto (error absoluto de 15.58%) para los ingresos altos. Esto se debe principalmente a que el número de hogares de altos ingresos se duplicó entre el 2002 y 2013, lo que implica un aumento sustancial en el uso del automóvil.

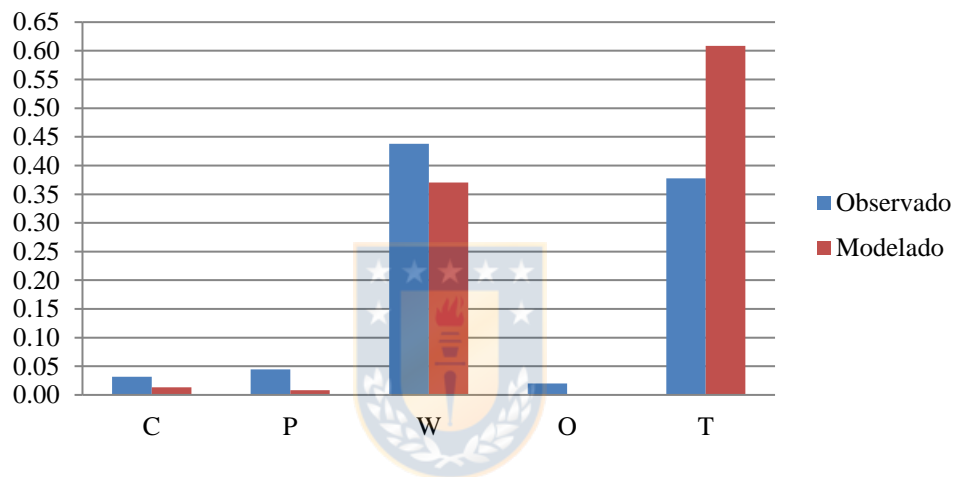


Figura 0.50. Partición modal hogar de ingresos bajos

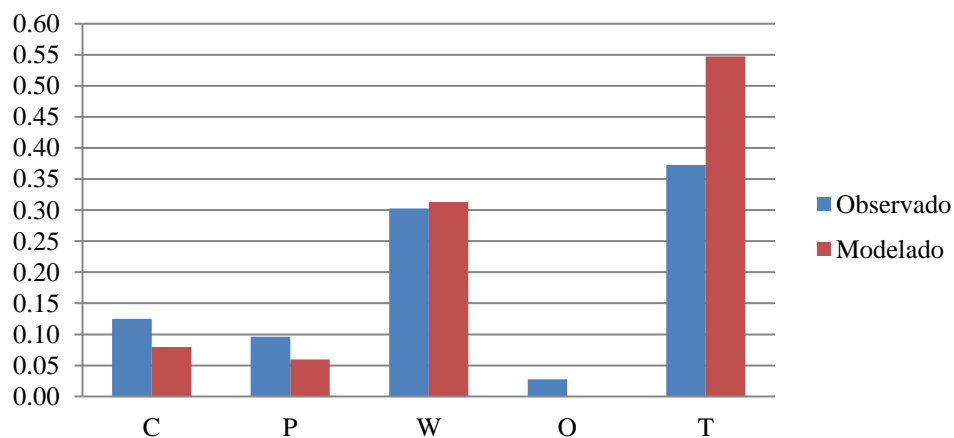


Figura 0.51. Partición modal hogar de ingresos medios

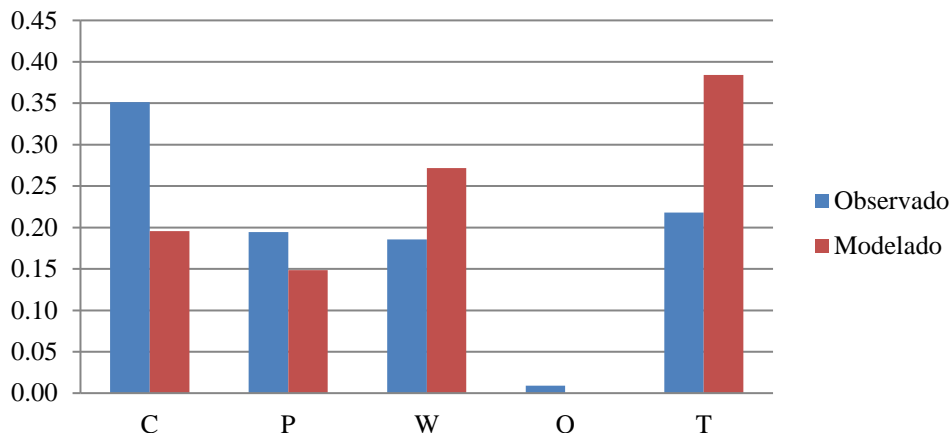


Figura 0.52. Partición modal hogar de ingresos altos

### 5.3.3 Asignación a la Red

Con la distribución de actividades y la partición modal predichas se procedió a analizar la asignación de viajes sobre la red, en específico, el conteo vehicular y la generación, atracción, distribución y duración de viajes. Primero, para el conteo vehicular, se utilizó la información de los puntos de medición provista por la EOD del 2013 y, al igual que el análisis del año base, solo se comparó lo observado con lo modelado de aquellas medidas en las que no había un viraje involucrado. Esto dio como resultado un  $R^2$  de 0.62, el cual es esperado dado el resultado anterior pero aun así no es aceptable. Respecto a los viajes originados y destinados, las Figuras 5.52, 5.53, 5.54 y 5.55 muestran la comparación entre lo observado y predicho de los viajes originados para el período AM y todo el día y los viajes destinados en el mismo período y del día completo, respectivamente.

Los viajes originados y destinados por zona para el período AM presenta una subestimación de 3% aproximadamente para la totalidad de los viajes. Aun cuando presenta mejoras respecto a la estimación del año base siguen estando presente errores significativos en varias zonas del área metropolitana. Por ejemplo, hay una sobreestimación del 183% y 148% de los viajes destinados a seis y viajes originados por la zona uno, respectivamente. También una sobreestimación del 416% de los viajes originados en la zona 28. Por otro lado, para el día completo el modelo subestima a lo

observado en un 2% tanto para la totalidad de los viajes originados y destinados a cada zona. Aun nivel más desagregado, presenta varios errores significativos, pero a menor escala que los mencionados en el período AM. Por ejemplo, hay una sobreestimación del 222% de los viajes originados por seis para el día completo, siendo que para el período AM esta sobreestimación es de 287%. Otro caso corresponde a la zona cuatro, la cual presente una sobreestimación de 115% de los viajes originados en el período AM, mientras que para el día completo es de 19%. Con ello es posible indicar que a medida que se agreguen los datos o se analizan desde un punto de vista más agregado, la predicción del modelo presentará mejores resultados. Para conocer con mayor detalle la generación y atracción de viajes predicho por zona para el día completo consultar Anexo 5.5.

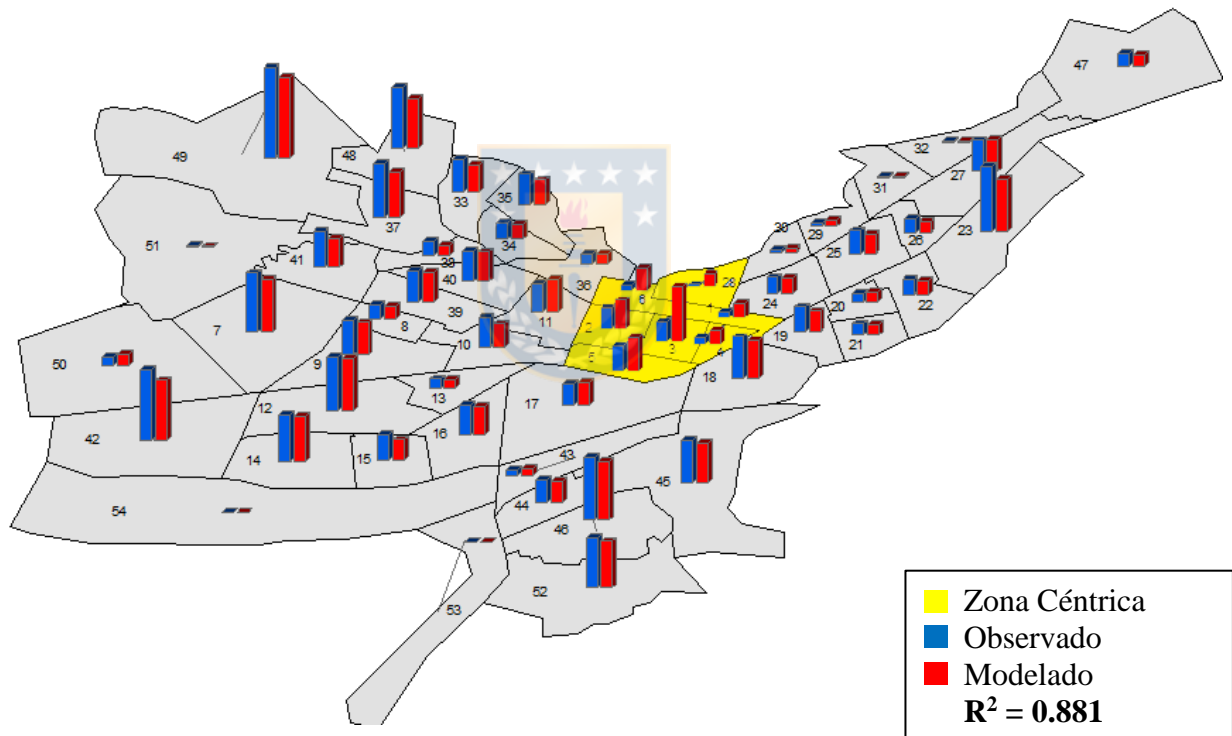


Figura 0.53. Viajes originados observados vs predichos por zona período AM

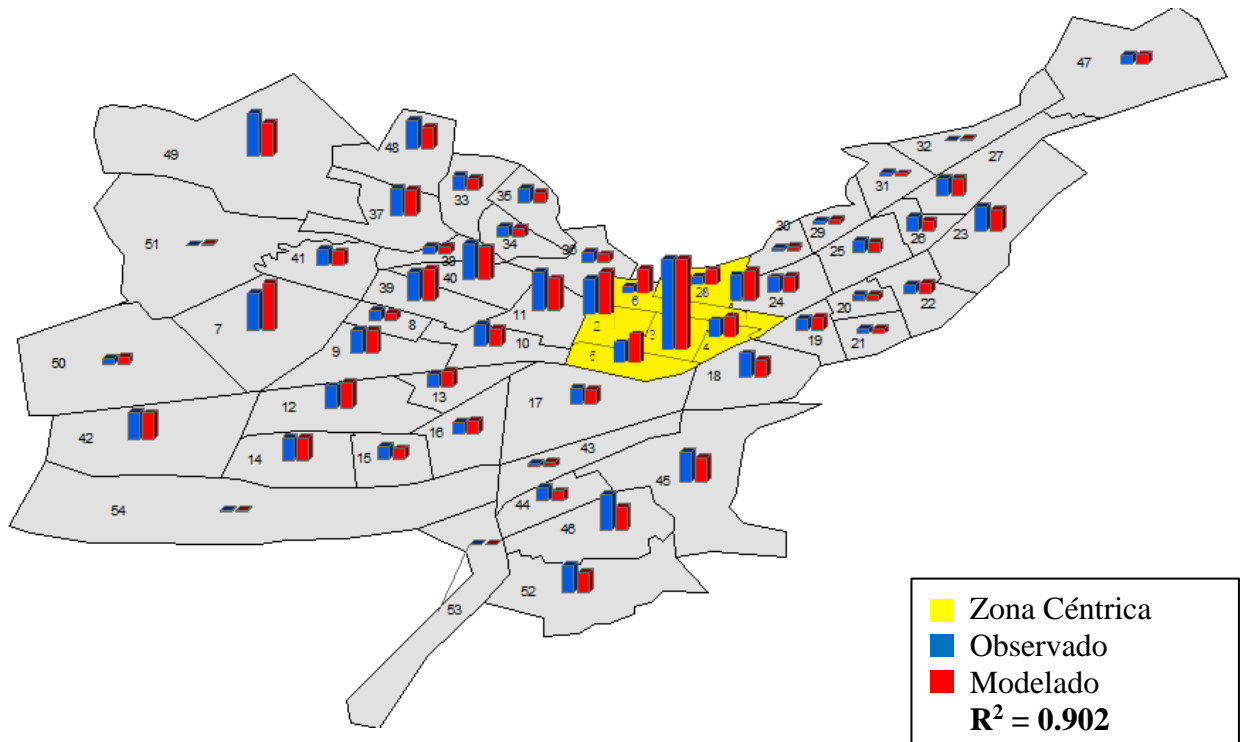


Figura 0.54. Viajes originados observados vs predichos por zona del día completo

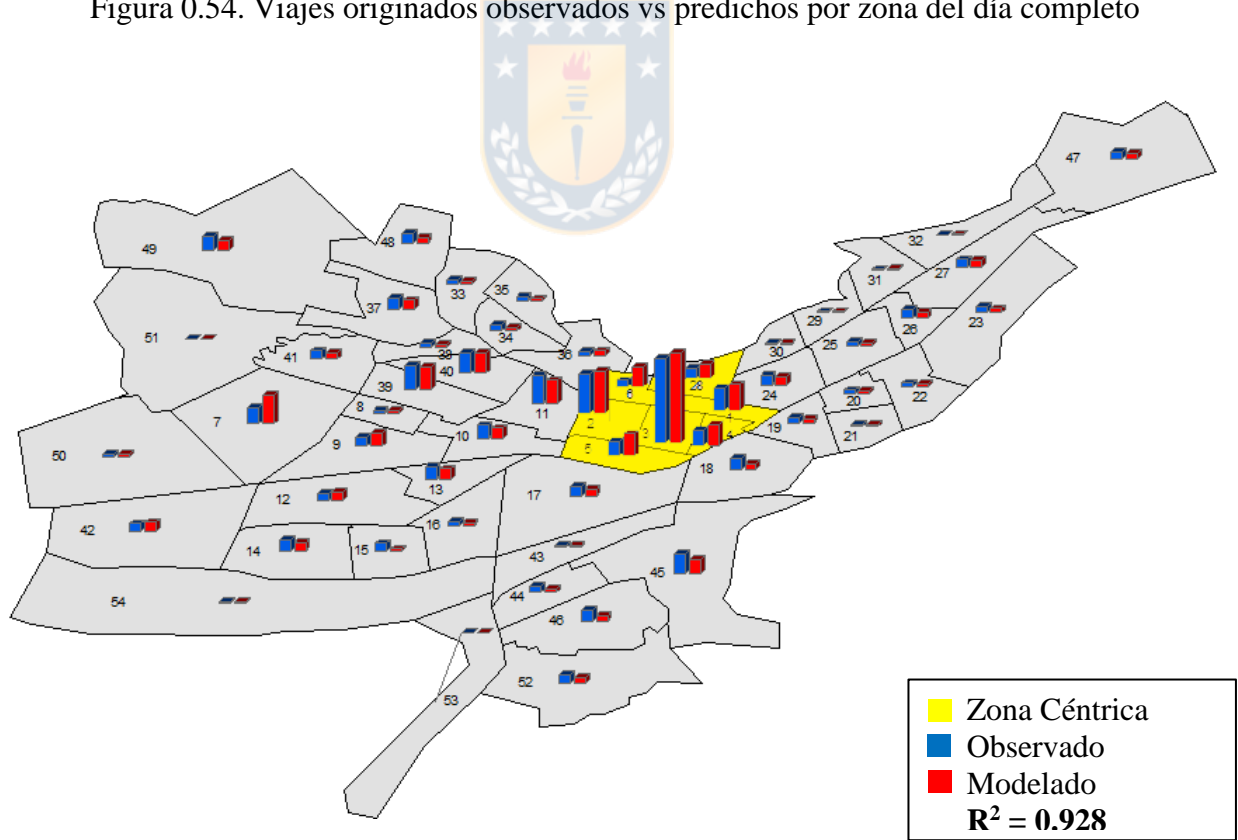


Figura 0.55. Viajes destinados observados vs predichos por zona período AM

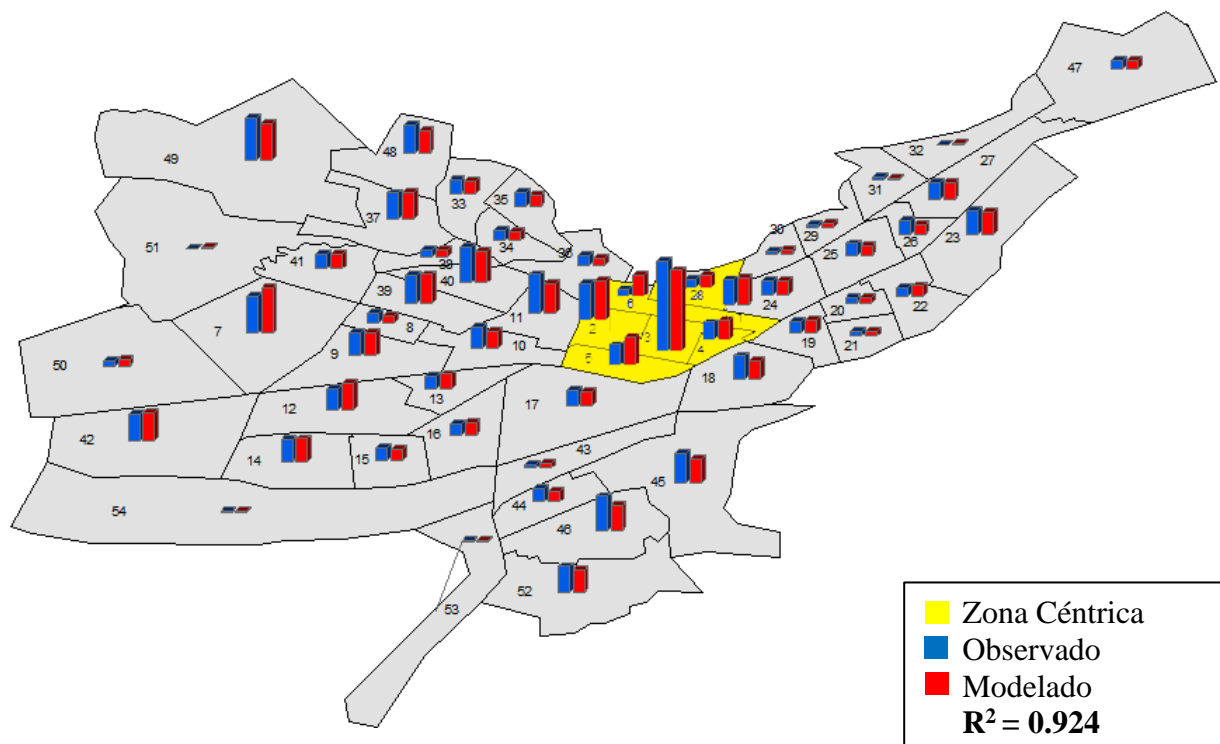


Figura 0.56. Viajes destinados observados vs predichos por zona del día completo

Respecto a la distribución de viajes, las Tablas 5.10 y 5.11 muestran el error relativo de la distribución de viajes derivado de la comparación entre lo observado y lo predicho para el período AM de la totalidad de la muestra y de los hogares de bajos ingresos, respectivamente. Al igual que el análisis hecho para el año base, solo se mostrarán dichas tablas porque son suficiente para realizar conclusiones al respecto. Para conocer el error relativo de la distribución de viajes para cada nivel de ingreso y cada período del día consultar Anexo 5.6.

Tabla 0.10. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período AM de toda la muestra

Origen / Destino	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	87.7%	107.8%	77.6%	45.6%	626.2%	218.6%	103.9%
2	-15.4%	-51.9%	-3.2%	-84.2%	64.5%	18.0%	-37.3%
3	23.5%	-17.1%	-54.6%	16.5%	8.6%	12.6%	-10.0%
4	9.6%	16.1%	-27.9%	-55.5%	-76.3%	-55.5%	-27.1%
5	19.3%	-67.6%	10.0%	-23.4%	-60.7%	-53.1%	-32.7%
6	43.0%	-11.0%	-57.1%	-42.8%	-34.0%	-55.6%	-19.8%
<b>TOTAL</b>	20.5%	-32.3%	-35.1%	-43.2%	-39.2%	-29.3%	-21.1%

Tabla 0.11. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período AM de los hogares de ingresos bajos

Origen / Destino	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-32.1%	55.6%	-28.5%	-29.3%	23.9%	-48.2%	-17.7%
2	-47.3%	-49.5%	-63.7%	0.2%	35.6%	-21.0%	-41.1%
3	-57.8%	-73.4%	-81.4%	-72.4%	-56.5%	-82.7%	-71.9%
4	-22.0%	96.1%	-34.8%	16.6%	-	-70.3%	-12.4%
5	-56.2%	-40.2%	-23.2%	-67.0%	-91.7%	-82.2%	-80.0%
6	-84.4%	-73.1%	-87.1%	-80.7%	-52.3%	-96.2%	-89.6%
<b>TOTAL</b>	-54.7%	-45.5%	-74.7%	-40.9%	-85.9%	-86.1%	-65.0%

Se observa que tanto para la totalidad de la muestra como para los hogares de ingresos bajos la distribución de viajes presenta errores significativos. Por ejemplo, entre los sectores uno y cinco y uno y seis hay una sobreestimación del 626.2% y 218.6%, respectivamente, para la totalidad de la muestra. En cuanto a los hogares de bajos ingresos, en general, hay subestimaciones significantes para cada par de sectores.

Por último, se analizó la duración de los viajes predicha para cada nivel de ingreso definido. Las Figuras 5.56, 5.57 y 5.58 representan la duración de los viajes (en intervalos de cinco minutos) de los hogares de ingresos bajos, medios y altos, respectivamente. En general, se observa que el modelo no puede predecir de manera correcta la duración de los viajes para cada nivel, especialmente para los hogares de bajos ingresos el cual subestima considerablemente los datos observados. Esto se debe a la disminución y aumento considerable de la cantidad de hogares de bajos y altos ingresos entre el 2002 y 2013, respectivamente (una disminución del 53.49% de los hogares de bajos ingresos y un aumento del 125.85% de los hogares de altos ingresos).

### 5.3.4 Conclusiones

De los resultados obtenidos, se determinó que tanto para la totalidad de la muestra como las distintas categorías definidas (por nivel de ingreso y período del día, en el caso de la partición modal) el modelo no es capaz de predecir de manera correcta los distintos parámetros analizados.

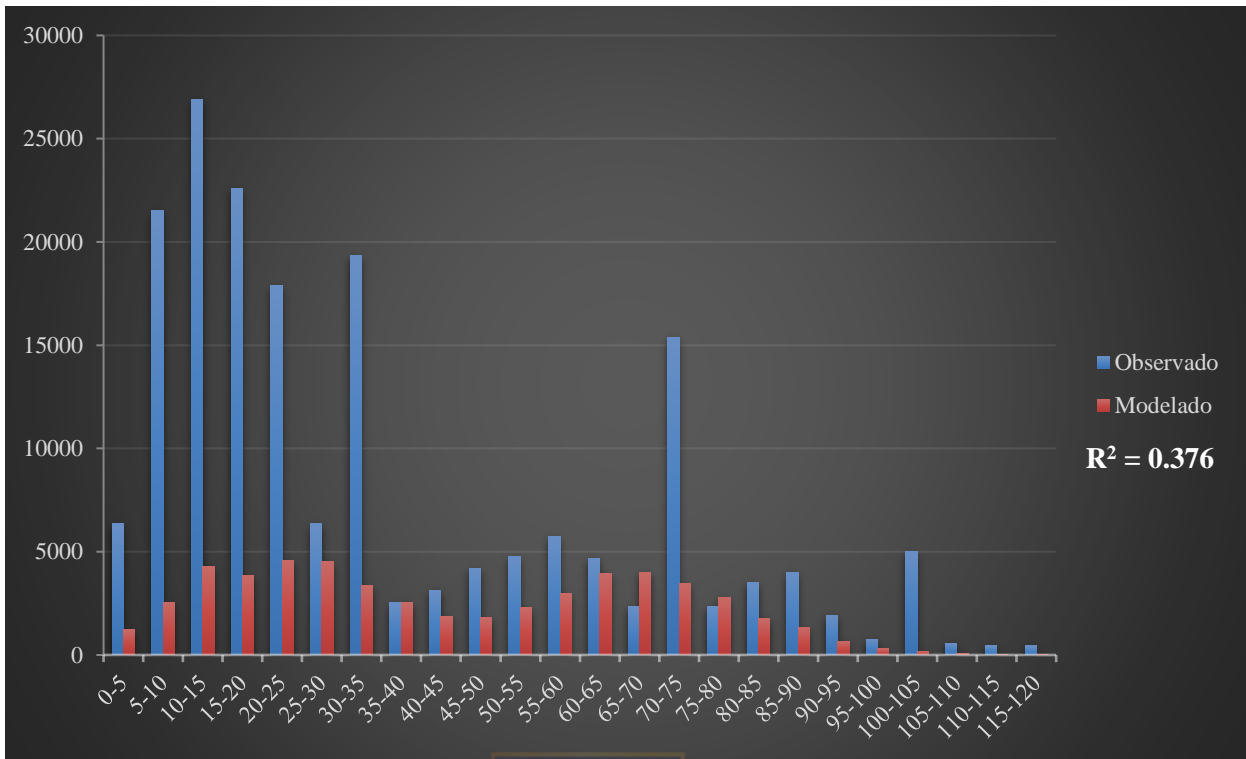


Figura 0.57. Duración de viajes predicha para hogares de ingresos bajos.

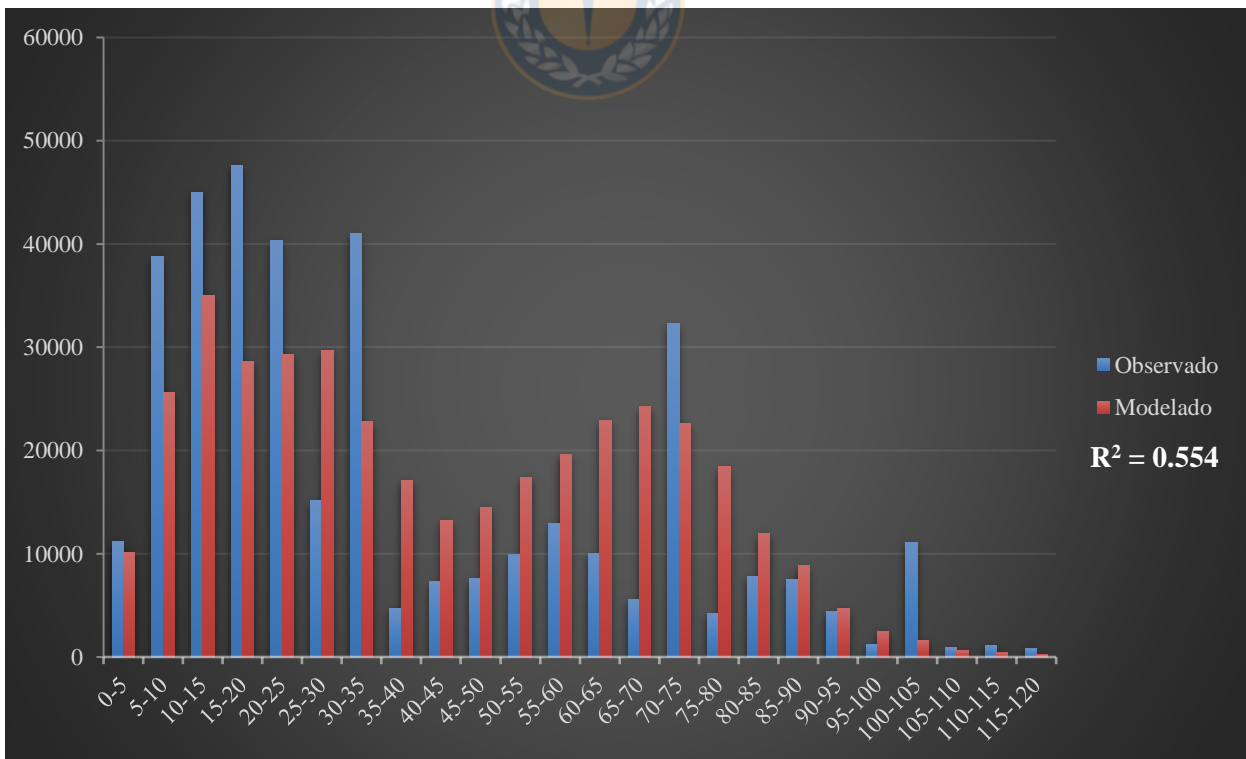


Figura 0.58. Duración de viajes predicha para hogares de ingresos medios.



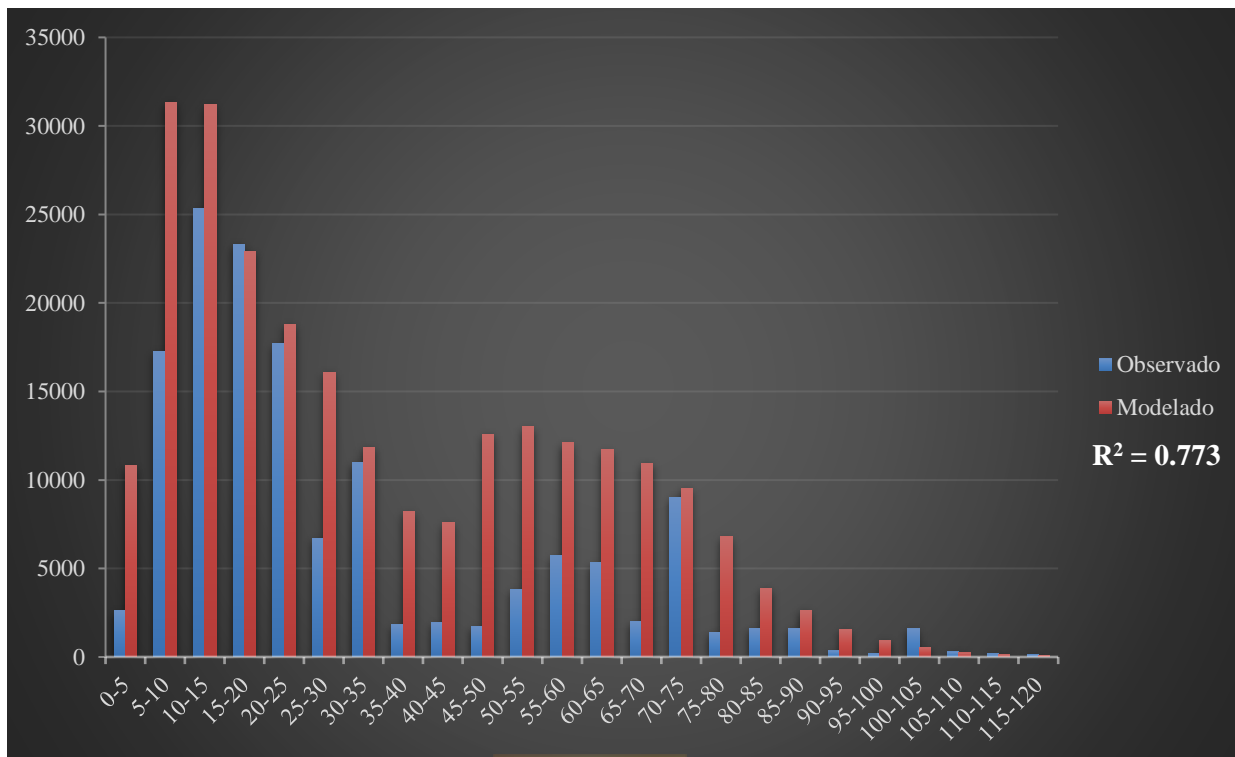


Figura 0.59. Duración de viajes predicha para hogares de ingresos altos.

Los errores presentes en la predicción de los parámetros se deben por dos aspectos generales. Primero, hubo un cambio considerable en el comportamiento de los individuos dado políticas que se aplicaron a nivel nacional que afectaron tanto a la estructura horaria escolar y laboral. Respecto a la etapa escolar, paso a ser de una jornada parcial a una completa implicando que los estudiantes estuvieran mayor tiempo en las escuelas y terminando sus actividades más tarde y, en cuanto a la estructura laboral, se modificó las horas semanales de trabajo pasando de 48 a 45 horas semanales, conllevando que los trabajadores salieran más temprano de su jornada laboral. Las modificaciones en ambas actividades afectaron, al fin y al cabo, el patrón de viajes que realiza cada individuo y, por tanto, a la asignación de viajes del modelo.

En segundo lugar, dado el crecimiento económico de la ciudad hubo un aumento sustancial de hogares de altos ingresos y, por tanto, del uso del automóvil como modo transporte. Por lo que hubo una disminución en el uso del transporte público para que cada individuo llegue a su destino. Esto afectó directamente a la predicción partición modal, ya que el modelo estaba ajustado para una mayor demanda del transporte público.

## CAPÍTULO 6 CONCLUSIONES

Hoy en día, dada la complejidad que presentan los problemas de transporte urbano y el constante desarrollo de nuevas tecnologías, los modelos tradicionales no son suficiente para estimar y predecir el comportamiento de los individuos al momento de desplazarse. Es por esto que surgen los modelos de microsimulación como una herramienta alternativa y eficiente para representar dicho comportamiento.

En el presente estudió se continuó con el trabajo realizado por Allendes (2019), el cual aplicó un modelo de microsimulación (TASHA) sobre el Área Metropolitana de Temuco, con la finalidad de evaluar la factibilidad y limitantes del modelo. Con ello fue posible evaluar el ajuste a datos reales y la capacidad predictiva de TASHA para el mismo contexto urbano utilizando información extraída de la EOD del 2002 y 2013.

De la aplicación del modelo se determinó que la replicación, para el año base, de las actividades es consistente con lo observado en la encuesta de viajes. Además, la partición modal estimada es representativa con la realidad tanto para el análisis realizado por período del día y por nivel de ingreso. Finalmente, respecto a la asignación de viajes, aunque TASHA presenta problemas en la replicación de distribución de viajes entre algunos pares OD, se comporta de manera aceptable en los viajes originados y destinados por zona y en el flujo vehicular. Sin embargo, no es así para el análisis realizado por nivel de ingreso, el cual presenta un bajo ajuste para la distribución de viajes. A pesar de la flexibilidad de TASHA en el uso de datos convencionales, el estudio destaca la necesidad de otros aspectos específicos, como la identificación del lugar de trabajo de cada trabajador e información adicional para estimar la elección de localización y la asignación del transporte público y privado, y la necesidad de incorporar el nivel de ingresos como una componente relevante en la estimación.

Respecto a la transferabilidad temporal, la predicción de los atributos de las actividades fue aceptable, con la distribución del tiempo de finalización de actividades con el menor ajuste. Similarmente, la predicción de la partición modal por período del día es razonablemente buena, exceptuando por el uso del auto, y en cuanto al análisis por nivel de ingresos, los resultados no se

ajustan de manera correcta a lo indicado en la encuesta. En el caso de la predicción de viajes, el modelo se comporta de mejor manera que en el caso base. Finalmente, el resultado de conteo vehicular no fue preciso, lo cual fue esperado dado que la distribución de tiempo de finalización y la partición modal presentan un bajo ajuste.

Los problemas en la predicción permiten distinguir las limitaciones en los modelos basados en actividades, especialmente al considerar el largo lapso entre los años de calibración y de predicción. Como se ha mencionado previamente, entre el año 2002 y 2013 se implementaron políticas que afectaron las horas laborales semanales y la estructura horaria escolar, afectando la hora de finalización del trabajo y del estudio. Aunque TASHA incorpora cambios en la posesión vehicular dentro de la modelación, parte de los errores de la partición modal se deben al rápido crecimiento económico y, consecuentemente, en la compra de vehículos. Bajo este aspecto, los resultados indican, por un lado, la necesidad de acoplar los modelos de actividades/viajes con un sistema de modelación de uso suelo que considere políticas urbanas al largo plazo. Sin embargo, por otro lado, estos problemas, en particular el ajuste de tiempo de finalización, destaca la importancia de considerar políticas más amplias que las habituales relacionadas al transporte y al urbanismo.

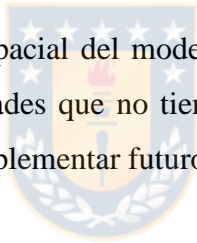
Otra importante lección del presente estudio es en relación a los datos, siendo usualmente pasado por alto al momento de la validación y predicción de modelos basados en actividades. Por un lado, TASHA es lo suficientemente flexible en adaptarse a datos convencionales como los utilizados para Temuco. Sin embargo, dado a limitaciones por costo, las encuestas OD chilenas ocurren cada 10 años y utilizan, relativamente, un tamaño de muestra pequeño comparado con varias encuestas en el hemisferio norte. Estos dos aspectos podrían haber influenciado capacidad de replicar y predecir del modelo. A pesar de ello, TASHA se comporta razonablemente bien, especialmente a niveles agregados, lo cual son análisis de políticas más críticas. Futuras tendencias en nuevas fuentes de datos podrían mejorar los problemas del tamaño de muestra y brechas temporales.

Aun cuando la aplicación de este tipo de modelos no sea innovadora en contextos norteamericanos o europeos, lo es para ciudades latinoamericanas. A diferencia de Europa o Norteamérica, son muy pocos los países que presentan un enfoque de investigación en torno al ámbito del transporte urbano, ya sea por falta de interés o por una baja asignación de recursos, por lo que estudios como

estos permiten dar paso a nuevas formas de evaluar la movilización urbana y permitir una mayor comprensión en el comportamiento de los individuos al momento de desplazarse, teniendo como consecuencia una asignación de recursos más óptima.

El trabajo realizado permite plantear las siguientes líneas de investigación futuras:

- Modificar TASHA para que se ajuste al contexto chileno, sin perder su algoritmo base, para evitar distorsiones generadas por las diferencias entre las encuestas chilenas y de Toronto.
- Implementar una tarifa del transporte público correspondiente a los distintos usuarios que lo utilizan (tercera edad, escolar, normal). Es decir, realizar una asignación multiusuario de la red.
- Comparar el comportamiento de TASHA respecto a los modelos tradicionales de cuatro etapas utilizados en Chile, para evidenciar las diferencias entre éstos dentro de un mismo contexto.
- Evaluar la transferabilidad espacial del modelo entre dos contextos chilenos. Esto es de gran relevancia para las ciudades que no tienen los recursos necesarios para desarrollar estudios de transporte para implementar futuros proyectos de transporte urbano.



**REFERENCIAS**

Algers, S., A. Daly, P. Kjellman, & S. Widlert, (1996) Stockholm Model System (SIMS). **Proceedings of the 7th World Conference on Transport Research**. Sidney. Australia. Julio.

Arentze, T. A., & H. J. P. Timmermans (2004) A learning-based transportation oriented simulation system. **Transportation Research Part B: Methodological**, **38(7)**. 613–633.

Bifulco, G N., A. Carteni, & A. Papola (2010) An Activity Based Approach for Complex Travel Behaviour Modelling. **European Transport Research Review**, **2(4)**. 209-221.

Bowman, J L, Y. Shiftan, T K. Lawton & M. Ben-Akiva (1998) Demonstration of an Activity Based Model System for Portland. **Proceedings of the 8th World Conference on Transport Research**. Antwerp. Bélgica. Julio

Bowman, J L. & M E. Ben-Akiva (2000) Activity Based Disaggregate Travel Demand Model System with Activity Schedules. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, **35(1)**. 1-28.

Bradley, M., J L. Bowman & B. Griesenbeck (2010) SACSIM: An applied activity based-model system with fine-level spatial and temporal resolution. **Journal of Choice Modelling**, **3(1)**. 5–31.

CIS (2006) **Análisis y Seguimiento de Planes Estratégicos de Temuco, Valdivia y Osorno (Temuco IV Etapa)**. Chile.

Daly, A. J., H. H. P. Van Zwam, & J. Van Der Valk (1983) Application of Disaggregate Models for a Regional Transport Study in The Netherlands. **World Conference on Transport Research**. Hamburgo. Alemania. Abril.

Davidson, W., R. Donnelly, P. Vovsha, J. Freedman, S. Ruegg, J. Hicks & R. Picado (2007) **Synthesis of First Practices and Operational Research Approaches in Activity-Based Travel**

Demand Modeling. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, **41(5)**. 464–488.

Fosgerau, M. (2001) PETRA - An Activity-based Approach to Travel Demand Analysis. **National Transport Models: Recent Developments and Prospects**. 134–146.

Gunn, H. (1994) The Netherlands National Model : A Review of Seven Years of Application. **International Transactions in Operational Research**, **I(2)**. 125–133.

Hunt, J. D., & K. J. Stefan (2007) Tour-Based Microsimulation of Urban Commercial Movements. **Transportation Research Part B: Methodological**, **41(9)**. 981–1013.

INRO (2018) **EMME. Version 4.3**. Quebec.

Jonnalagadda, N., J. Freedman, W. A. Davidson, & J. D. Hunt (2001) Development of Microsimulation Activity-Based Model for San Francisco Destination and Mode Choice Models. **Transportation Research Record**, **1777(1)**. 25–35.

McNally, M. G., & Rindt, C. R. (2007). **The activity-based approach**. In Handbook of Transport Modelling: 2nd Edition.

MIDEPLAN (2002) **Encuesta Origen Destino de Viajes Temuco. Informe Final**. Ministerio de Planificación y Cooperación. Chile Realizado por DICTUC.

Miller, E., & M. Roorda (2003). Prototype Model of Household Activity-Travel Scheduling. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, **1831(416)**. 114–121.

Miller, E. J., M. J. Roorda, & J. A. Carrasco (2005) A Tour-Based Model of Travel Mode Choice. **Transportation**, **32(4)**. 399–422.

Miller, E. J., J. Vaughan and M. Nasterska (2016) **SmartTrack Ridership Analysis, Project Final**

**Report, report to the City of Toronto**, June. (<http://uttri.utoronto.ca/research/projects/2015-16-smartrack-ridership-study/>).

Miller, E.J., B. Reilly, J. Vaughan and Y. Xi (2020) **Travel Modelling Group Annual Report, 2019-20**, (<https://tmg.utoronto.ca/doc/1.6/>).

Omer, M., H. Kim, K. Sasaki, & K. Nishii (2010) A Tour-Based Travel Demand Model Using Person Trip Data and Its Application to Advanced Policies a Tour-based Travel Demand Model Using Person Trip Data and Its Application to Advanced Policies. **KSCE Journal of Civil Engineering**, **14(2)**. 221-230.

Ortúzar, J. de D., y C. Román (2003) El Problema de Modelación de Demanda desde una Perspectiva Desagregada: El Caso del Transporte. **EURE (Santiago)**, **29(88)**. 149–171.

Pendyala, R. M., R. Kitamura, A. Kikuchi, T. Yamamoto, & S. Fujii (2005) Florida Activity Mobility Simulator Overview and Preliminary Validation Results. **Transportation Research Record**, **1921(1)**. 123–130.

Roorda, M. J., Miller, E. J., & Nurul Habib, K. M. (2008) Validation of TASHA: A 24-h activity scheduling microsimulation model. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, **42(2)**. 360–375.

SECTRA (2014) **ESTRAUS. Version 7.6**. Chile.

SECTRA (2014) **VIVALDI. Version 7.6**. Chile.

MIDEPLAN (2002) **Encuesta Origen Destino de Viajes Temuco. Informe Final**. Ministerio de Planificación y Cooperación. Chile Realizado por DICTUC.

TMG (2019) **User guides and documentation**. Documentation for TMG's GTAModelV4.0 (<https://tmg.utoronto.ca/doc/1.5/>). Visitado el 16/10/2018.

TRASA (2012) **Actualización Plan de Transporte Temuco y Desarrollo de Anteproyecto. Informe Final.** Chile.

Yasmin, F., Morency, C., & Roorda, M. J. (2015). Assessment of spatial transferability of an activity-based model, TASHA. **Transportation Research Part A: Policy and Practice, 78(1)**. 200–213.





## ANEXOS

### ANEXOS 5.1 Estimación de Distribución de Actividades

En esta sección se muestran las tablas utilizadas para generar los gráficos exhibidos en el Capítulo 5.2. Éstas presentan un mayor nivel de detalle, ya que exhiben el error porcentual relativo a cada hora del día para cada actividad definida tanto para la distribución de tiempo de inicio como la de tiempo de finalización.

Tabla A.5.1.1 Hora de inicio observado vs lo modelado para todas las actividades.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
<b>4</b>	185	2806	2621	1415.40
<b>5</b>	512	562	51	9.91
<b>6</b>	930	2232	1302	140.09
<b>7</b>	31519	31981	462	1.47
<b>8</b>	64211	64688	477	0.74
<b>9</b>	31286	31028	-258	-0.82
<b>10</b>	27379	27763	385	1.41
<b>11</b>	24155	26270	2114	8.75
<b>12</b>	28045	32212	4166	14.86
<b>13</b>	48871	53203	4332	8.86
<b>14</b>	48878	48314	-565	-1.16
<b>15</b>	39034	37522	-1512	-3.87
<b>16</b>	35259	36972	1713	4.86
<b>17</b>	30657	32900	2243	7.32
<b>18</b>	42628	45602	2974	6.98
<b>19</b>	42228	40157	-2071	-4.91
<b>20</b>	30942	23385	-7557	-24.42
<b>21</b>	13491	12624	-867	-6.43
<b>22</b>	10550	8885	-1665	-15.78
<b>23</b>	4150	4998	848	20.44
<b>24</b>	2486	1819	-667	-26.83
<b>25</b>	683	771	88	12.92
<b>26</b>	412	523	111	26.97
<b>27</b>	233	947	714	305.80

Tabla A.5.1.2 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad para actividad W.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	85	86	2	1.94
5	439	160	-279	-63.48
6	863	1504	641	74.28
7	14776	14908	132	0.89
8	30038	30492	454	1.51
9	15999	16137	138	0.86
10	5836	5958	122	2.09
11	2954	2784	-169	-5.74
12	2108	3269	1161	55.05
13	2979	2424	-555	-18.62
14	8568	9763	1195	13.94
15	12958	11970	-988	-7.63
16	4417	5264	847	19.19
17	2156	2394	238	11.05
18	1381	1386	5	0.40
19	746	1430	684	91.70
20	580	153	-428	-73.69
21	28	31	3	10.31
22	152	15	-137	-90.38
23	72	10	-62	-86.32
24	255	0	-255	-100.00
25	0	0	0	100.00
26	24	0	-24	-100.00
27	18	0	-18	-100.00

Tabla A.5.1.3 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad para actividad S.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0	1957	1957	100
5	0	227	227	100
6	0	326	326	100
7	12627	13192	564	4.47
8	20886	21553	667	3.19
9	2711	1892	-820	-30.23
10	1905	1395	-509	-26.74
11	1549	1337	-212	-13.69
12	945	1125	180	19.08
13	3557	2985	-572	-16.09
14	5693	6170	477	8.38

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
15	2904	3011	107	3.67
16	2323	2468	146	6.27
17	1606	1042	-564	-35.13
18	987	929	-58	-5.89
19	1624	854	-770	-47.40
20	93	71	-22	-24.04
21	48	28	-20	-41.85
22	0	10	10	100
23	64	30	-34	-52.69
24	0	3	3	0.00
25	0	0	0	0.00
26	0	0	0	0.00
27	0	0	0	0.00

Tabla A.5.1.3 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad H.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	101	680	579	575.59
5	55	22	-33	100
6	0	1	1	0.00
7	373	250	-122	-32.85
8	4305	3394	-910	-21.15
9	2571	3229	658	25.61
10	5466	7016	1550	28.36
11	8289	10334	2046	24.68
12	14458	18281	3822	26.44
13	32679	37611	4932	15.09
14	24392	22560	-1832	-7.51
15	11102	10584	-518	-4.67
16	15367	15758	391	2.54
17	15891	18608	2717	17.10
18	28663	31222	2558	8.93
19	31256	30203	-1053	-3.37
20	25483	17983	-7500	-29.43
21	10784	8961	-1824	-16.91
22	8311	6288	-2023	-24.34
23	3481	4429	948	27.23
24	1782	1642	-140	-7.86
25	619	717	98	15.89
26	388	522	134	34.45
27	216	947	732	339.21

Tabla A.5.1.4 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad O.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0	83	83	100.00
5	17	146	128	733.37
6	67	383	316	475.20
7	3554	3538	-16	-0.44
8	8323	8619	296	3.55
9	8425	7977	-448	-5.32
10	9228	8945	-283	-3.07
11	7357	8042	685	9.31
12	7117	6514	-603	-8.47
13	7655	8122	467	6.10
14	8750	8267	-483	-5.52
15	9031	8975	-56	-0.62
16	9469	9510	41	0.43
17	7036	7259	223	3.18
18	7292	7405	113	1.55
19	6126	5230	-896	-14.63
20	3188	3509	321	10.05
21	1531	2242	712	46.49
22	1992	2520	527	26.47
23	317	390	72	22.83
24	449	168	-282	-62.72
25	64	54	-10	-15.93
26	0	1	1	0.00
27	0	0	0	0.00

Tabla A.5.1.6 Hora de inicio observado vs lo modelado para actividad para actividad M.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0	0	0	0
5	0	7	7	0
6	0	18	18.4	100
7	188	93	-95.7	-50.82
8	659	630	-29.3	-4.45
9	1580	1793	213.6	13.53
10	4944	4449	-495.0	-10.01
11	4007	3773	-234.3	-5.85
12	3417	3023	-393.9	-11.53
13	2001	2061	59.5	2.97
14	1475	1553	78.1	5.29

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
15	3038	2982	-56.0	-1.84
16	3684	3972	288.6	7.84
17	3968	3597	-371.2	-9.36
18	4305	4660	354.8	8.24
19	2476	2439	-37.0	-1.50
20	1598	1670	71.7	4.49
21	1100	1363	262.6	23.87
22	95	53	-41.9	-44.00
23	215	139	-76.3	-35.45
24	0	7	7	0
25	0	0	0	0
26	0	0	0	0
27	0	0	0	0

Tabla A.5.1.5 Hora de finalización observado vs lo modelado para todas las actividades.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
<b>4</b>	136	2806	2669.71	1963.54
<b>5</b>	601	562	-38.85	-6.46
<b>6</b>	3501	2232	-1269.01	-36.25
<b>7</b>	52156	31972	-20183.86	-38.70
<b>8</b>	47185	64665	17480.54	37.05
<b>9</b>	27729	30849	3120.60	11.25
<b>10</b>	26263	27711	1447.65	5.51
<b>11</b>	24486	26137	1651.67	6.75
<b>12</b>	30640	31981	1340.81	4.38
<b>13</b>	55135	52767	-2367.69	-4.29
<b>14</b>	44314	48180	3865.29	8.72
<b>15</b>	36037	37409	1371.43	3.81
<b>16</b>	35638	36697	1058.19	2.97
<b>17</b>	34443	32606	-1837.73	-5.34
<b>18</b>	43248	45229	1980.48	4.58
<b>19</b>	43801	39955	-3845.83	-8.78
<b>20</b>	24975	23298	-1676.72	-6.71
<b>21</b>	12322	12570	247.17	2.01
<b>22</b>	8807	8865	57.21	0.65
<b>23</b>	4672	4978	306.16	6.55
<b>24</b>	1446	1814	368.14	25.46
<b>25</b>	631	767	136.33	21.60
<b>26</b>	316	521	204.97	64.79
<b>27</b>	271	947	676.59	250.01

Tabla A.5.1.6 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad W.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	90	422	331.86	369.33
5	0	13	12.97	100.00
6	42	16	-26.10	-62.24
7	452	37	-415.19	-91.89
8	1015	2207	1191.73	117.37
9	1887	1335	-552.08	-29.25
10	1992	1760	-231.90	-11.64
11	2183	1735	-448.04	-20.53
12	5634	5143	-490.98	-8.71
13	16916	18418	1502.09	8.88
14	6543	11888	5344.51	81.68
15	3053	3327	274.97	9.01
16	4318	3945	-373.73	-8.65
17	8510	7386	-1124.43	-13.21
18	14314	15156	841.68	5.88
19	19166	19076	-90.08	-0.47
20	10528	9141	-1386.96	-13.17
21	4374	2731	-1643.48	-37.57
22	2581	1592	-988.50	-38.30
23	1320	1191	-129.09	-9.78
24	464	169	-295.00	-63.56
25	114	88	-26.43	-23.13
26	32	101	68.77	213.72
27	0	613	613.06	100.00

Tabla A.5.1.9 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad S.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0	23	22.56	100
5	0	2	2.16	0.00
6	0	5	4.57	0.00
7	0	45	44.75	100
8	30	557	526.61	1751.04
9	244	1107	862.85	353.97
10	921	1150	229.71	24.95
11	1029	1206	176.39	17.13
12	4347	4777	430.24	9.90
13	14975	15513	537.14	3.59
14	6956	6294	-661.51	-9.51

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
15	4278	3399	-878.38	-20.53
16	6771	6778	7.12	0.11
17	3387	3064	-322.94	-9.53
18	4902	5968	1065.17	21.73
19	5790	5169	-620.93	-10.72
20	3246	2620	-625.96	-19.28
21	961	1192	231.06	24.05
22	1059	794	-264.54	-24.98
23	451	558	107.00	23.73
24	55	225	170.33	310.68
25	0	100	99.54	100
26	0	47	46.89	100
27	0	18	17.93	0.00

Tabla A.5.1.7 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad H.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	17	2126	2108.54	12058.82
5	601	525	-76.26	-12.68
6	3374	2194	-1179.98	-34.97
7	50603	31182	-19420.93	-38.38
8	41946	57600	15653.79	37.32
9	20801	24045	3243.18	15.59
10	15136	17370	2234.49	14.76
11	9552	11377	1824.50	19.10
12	7908	8766	858.38	10.85
13	11078	7663	-3415.08	-30.83
14	21242	20493	-749.90	-3.53
15	21824	23414	1590.21	7.29
16	14389	15753	1364.24	9.48
17	9992	9289	-702.91	-7.03
18	8299	7349	-949.52	-11.44
19	6696	4546	-2149.92	-32.11
20	3047	2604	-442.84	-14.54
21	1926	2538	611.97	31.77
22	1259	1907	648.04	51.49
23	779	373	-405.98	-52.13
24	103	101	-2.16	-2.09
25	61	26	-34.62	-56.87
26	0	0	0.00	0.00
27	0	0	0.00	0.00

Tabla A.5.1.8 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad O.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	29	212	183.39	640.68
5	0	20	20.30	100.00
6	85	17	-67.50	-79.84
7	1038	709	-328.60	-31.66
8	3957	4290	332.82	8.41
9	3949	4254	305.42	7.73
10	5449	5578	129.54	2.38
11	7374	7960	585.97	7.95
12	8309	8778	469.16	5.65
13	9558	8988	-570.14	-5.96
14	8186	8129	-57.30	-0.70
15	4794	4756	-37.73	-0.79
16	7288	7066	-221.43	-3.04
17	8021	8297	276.09	3.44
18	11355	12106	750.55	6.61
19	8224	7218	-1005.23	-12.22
20	5989	6577	587.33	9.81
21	3707	4322	614.61	16.58
22	3513	3597	84.07	2.39
23	1795	2688	893.10	49.74
24	809	1206	397.42	49.13
25	456	505	49.26	10.81
26	284	336	51.98	18.29
27	271	286	15.39	5.69

Tabla A.5.1.9 Hora de finalización observado vs lo modelado para la actividad M.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0.0	23	23.36	100.00
5	0.0	2	1.99	100.00
6	0.0	0	0.00	0.00
7	63.9	0	-63.89	-100.00
8	236.7	12	-224.42	-94.81
9	847.0	108	-738.77	-87.23
10	2766.3	1852	-914.20	-33.05
11	4347.6	3860	-487.16	-11.21
12	4441.5	4516	74.01	1.67
13	2607.7	2186	-421.70	-16.17
14	1386.2	1376	-10.52	-0.76



<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
<b>15</b>	2089.9	2512	422.36	20.21
<b>16</b>	2872.5	3154	281.99	9.82
<b>17</b>	4533.5	4570	36.45	0.80
<b>18</b>	4378.0	4651	272.60	6.23
<b>19</b>	3925.1	3945	20.32	0.52
<b>20</b>	2164.3	2356	191.71	8.86
<b>21</b>	1353.8	1787	433.02	31.99
<b>22</b>	395.7	974	578.15	146.11
<b>23</b>	326.8	168	-158.86	-48.60
<b>24</b>	14.4	112	97.56	677.91
<b>25</b>	0.0	49	48.58	100.00
<b>26</b>	0.0	37	37.33	100.00
<b>27</b>	0.0	30	30.22	100.00



## ANEXOS 5.2 Error Relativo para cada Nivel de Ingreso y por Período

En esta sección se exhiben las matrices de error relativo de la distribución de viajes entre los distintos pares de macrozonas o sectores para cada nivel de ingreso y cada período del día.

Tabla A.5.2.1. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período AM de los hogares de ingresos medios

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	5.2%	214.3%	113.5%	92.2%	754.8%	1319.1%	84.5%
2	4.1%	-30.9%	-3.5%	5.9%	-8.7%	-1.4%	-8.8%
3	13.1%	338.7%	-13.8%	-22.8%	75.1%	12.7%	2.9%
4	2.5%	36.0%	20.5%	-12.6%	1151.2%	26.3%	3.9%
5	61.0%	140.0%	-1.5%	-30.2%	-29.0%	-25.8%	1.2%
6	6.1%	102.6%	8.6%	11.8%	30.4%	1.9%	9.7%
<b>TOTAL</b>	12.5%	14.4%	1.2%	-0.1%	-0.1%	20.8%	5.4%

Tabla A.5.2.2. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período AM de los hogares de ingresos altos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-24.4%	276.5%	104.5%	130.7%	5.7%	244.7%	29.1%
2	-9.9%	257.0%	25.2%	5.9%	-	38.0%	25.2%
3	17.5%	322.9%	40.4%	4.2%	91.2%	60.6%	27.5%
4	5.6%	59.7%	-21.6%	-24.9%	221.3%	9.1%	-1.9%
5	141.0%	21.6%	358.1%	88.8%	170.0%	-	163.1%
6	12.0%	14.8%	-	87.2%	138.9%	406.4%	58.0%
<b>TOTAL</b>	6.4%	98.9%	47.4%	5.4%	121.8%	84.0%	22.0%

Tabla A.5.2.3. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período MD de los hogares de ingresos bajos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-37.3%	11.2%	6.1%	-6.2%	-12.8%	5.7%	-6.0%
2	6.0%	2.6%	39.7%	131.7%	478.8%	39.2%	20.4%
3	19.0%	128.6%	-28.9%	-15.5%	73.4%	61.4%	-6.3%
4	-4.2%	180.5%	164.0%	2.8%	68.5%	469.7%	110.1%
5	-36.9%	-9.5%	233.9%	405.2%	-49.7%	219.7%	-31.4%

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
6	-1.1%	100.9%	16.9%	202.0%	108.2%	17.7%	29.1%
<b>TOTAL</b>	-10.7%	26.9%	-8.3%	58.2%	-23.8%	33.1%	8.0%

Tabla A.5.2.4. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período MD de los hogares de ingresos medios

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-45.5%	31.8%	12.1%	10.9%	29.4%	1.1%	-5.8%
2	1.8%	-6.3%	13.3%	100.7%	111.5%	278.5%	23.2%
3	16.7%	48.5%	-22.3%	81.1%	174.2%	32.2%	9.6%
4	3.0%	119.9%	53.5%	-19.5%	11.1%	55.1%	18.6%
5	20.3%	105.7%	93.9%	63.1%	-12.6%	1074.2%	21.2%
6	-11.9%	249.6%	97.8%	35.2%	295.4%	-7.7%	15.8%
<b>TOTAL</b>	-13.0%	38.8%	7.2%	19.4%	22.3%	19.3%	12.0%

Tabla A.5.2.5. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período MD de los hogares de ingresos altos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-64.8%	34.4%	11.0%	-9.1%	260.2%	30.0%	-20.2%
2	-11.2%	-2.4%	3.1%	142.2%	-	40.9%	32.0%
3	1.3%	13.4%	-5.0%	39.1%	334.4%	59.5%	16.9%
4	-0.2%	116.7%	80.8%	-25.0%	0.6%	85.6%	4.2%
5	-16.8%	442.7%	378.1%	246.2%	122.1%	171.1%	65.0%
6	71.1%	86.9%	78.8%	84.5%	91.8%	132.6%	89.2%
<b>TOTAL</b>	-24.5%	51.2%	27.3%	1.2%	129.3%	65.3%	12.7%

Tabla A.5.2.6. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período PM de los hogares de ingresos bajos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-12.5%	248.4%	-22.5%	67.1%	-26.7%	135.0%	21.2%
2	91.8%	-58.6%	99.3%	-29.9%	-37.3%	121.4%	-16.6%
3	2.5%	120.3%	-62.0%	-	-	101.3%	-30.3%
4	-17.6%	25.8%	-64.5%	-40.9%	-	179.8%	-2.5%
5	354.0%	-	-66.3%	-43.8%	-79.4%	-19.2%	-45.2%
6	352.3%	-38.8%	-8.4%	282.4%	-7.0%	-10.8%	49.2%

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
<b>TOTAL</b>	41.8%	-1.7%	-45.5%	4.0%	-56.9%	53.4%	-10.4%

Tabla A.5.2.7. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período PM de los hogares de ingresos medios

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
<b>1</b>	7.9%	4.1%	60.4%	-18.7%	47.5%	22.6%	18.7%
<b>2</b>	169.7%	-47.1%	13.8%	34.9%	944.7%	52.6%	20.1%
<b>3</b>	73.8%	12.9%	-62.3%	-49.4%	65.5%	195.9%	-15.9%
<b>4</b>	-14.1%	7.8%	67.8%	-62.6%	130.4%	69.6%	-17.7%
<b>5</b>	35.6%	79.6%	348.4%	4.3%	-64.3%	67.9%	-26.1%
<b>6</b>	44.1%	-8.2%	176.1%	51.2%	392.5%	-49.1%	3.1%
<b>TOTAL</b>	34.7%	-14.0%	-8.5%	-33.7%	-19.5%	-0.2%	-4.9%

Tabla A.5.2.8. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período PM de los hogares de ingresos altos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
<b>1</b>	-18.3%	-46.9%	93.9%	79.2%	63.5%	22.8%	18.4%
<b>2</b>	135.1%	-26.4%	-54.9%	69.8%	-4.7%	-34.0%	17.7%
<b>3</b>	13.9%	-	-68.0%	15.9%	-	-	-7.3%
<b>4</b>	63.1%	15.9%	85.5%	-44.6%	872.5%	-26.3%	-5.9%
<b>5</b>	40.2%	-58.3%	-	-	45.8%	4.1%	57.9%
<b>6</b>	-5.4%	7.5%	9.3%	-6.6%	325.8%	487.9%	17.1%
<b>TOTAL</b>	16.5%	-24.3%	-4.5%	-1.0%	107.2%	22.0%	6.2%

Tabla A.5.2.9. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período EV de los hogares de ingresos bajos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
<b>1</b>	50.1%	88.7%	55.1%	226.4%	42.5%	238.9%	84.1%
<b>2</b>	282.5%	40.9%	10.4%	238.6%	63.4%	-16.7%	55.0%
<b>3</b>	142.2%	30.7%	-31.7%	34.6%	149.9%	-15.8%	-9.1%
<b>4</b>	-35.5%	158.9%	117.8%	-13.9%	-76.6%	24.9%	30.2%
<b>5</b>	587.7%	-16.9%	-	-72.5%	-84.4%	-50.3%	-55.9%
<b>6</b>	936.7%	-21.6%	5.5%	-60.9%	-7.9%	-64.6%	-39.3%
<b>TOTAL</b>	119.9%	55.8%	3.0%	12.0%	-45.6%	-4.7%	8.5%

Tabla A.5.2.10. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período EV de los hogares de ingresos medios

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-10.9%	33.1%	42.1%	37.5%	26.2%	19.9%	24.1%
2	81.8%	7.2%	156.6%	212.4%	59.2%	118.6%	58.4%
3	28.8%	-23.8%	-35.6%	31.0%	50.5%	9.1%	-16.1%
4	52.9%	67.3%	-12.3%	-44.0%	25.0%	50.2%	6.9%
5	52.1%	123.7%	59.2%	2239.8%	-42.8%	3.2%	-6.7%
6	138.8%	81.5%	3.3%	-3.0%	29.0%	-9.9%	14.4%
<b>TOTAL</b>	25.7%	26.7%	2.2%	4.3%	0.8%	17.5%	9.4%

Tabla A.5.2.11. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y modelado para el período EV de los hogares de ingresos altos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-44.5%	51.4%	28.5%	3.1%	49.5%	43.5%	4.3%
2	38.0%	39.9%	385.1%	38.6%	-15.9%	48.2%	45.7%
3	137.3%	18.2%	9.4%	154.0%	322.2%	624.4%	80.5%
4	12.8%	-10.0%	16.5%	-60.4%	180.3%	97.5%	-29.8%
5	-	-	52.2%	304.8%	109.6%	125.0%	191.8%
6	121.6%	2.8%	108.5%	11.1%	741.3%	112.9%	60.3%
<b>TOTAL</b>	-1.9%	25.7%	30.5%	-17.7%	90.7%	73.8%	9.3%

### ANEXOS 5.3 Viajes Originados y Destinados

En esta sección se muestran las tablas utilizadas para generar las figuras exhibidas en el Capítulo 5.2. Éstas presentan un mayor nivel de detalle, ya que exhiben el error porcentual relativo de los viajes originados y destinados para cada zona definida.

Tabla A.5.3.1. Viajes originados por zona en el período AM

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
1	1537.94	2503.76	965.82	63%
2	1431.44	2498.67	1067.23	75%
3	1232.74	3569.63	2336.89	190%
4	1691.81	1382.65	-309.15	-18%
5	861.51	1875.50	1013.98	118%
6	1096.00	1237.40	141.40	13%
7	3653.17	3022.82	-630.34	-17%
8	1133.51	1137.51	4.00	0%
9	3390.32	2862.09	-528.22	-16%
10	3376.05	2708.21	-667.83	-20%
11	896.57	870.86	-25.71	-3%
12	5556.72	3666.51	-1890.21	-34%
13	334.32	553.44	219.12	66%
14	4794.80	3504.49	-1290.31	-27%
15	1976.84	1868.27	-108.57	-5%
16	2557.93	2299.27	-258.66	-10%
17	2473.98	2395.38	-78.61	-3%
18	4671.83	3507.29	-1164.54	-25%
19	2064.90	1915.10	-149.80	-7%
20	1743.32	1168.94	-574.39	-33%
21	1583.00	1323.60	-259.40	-16%
22	2762.52	2053.29	-709.23	-26%
23	3526.65	2689.82	-836.83	-24%
24	2912.47	2303.18	-609.29	-21%
25	859.67	648.68	-210.99	-25%
26	1785.38	1360.80	-424.58	-24%
27	3227.41	2306.48	-920.93	-29%
28	1201.47	1213.88	12.41	1%
29	198.74	226.88	28.15	14%
30	225.71	413.18	187.47	83%
31	329.69	157.21	-172.48	-52%

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
32	62.81	91.90	29.09	46%
33	2198.71	2070.65	-128.07	-6%
34	2180.79	1704.06	-476.73	-22%
35	1134.00	1014.82	-119.18	-11%
36	336.66	365.29	28.63	9%
37	6901.99	5217.43	-1684.57	-24%
38	1331.33	1297.12	-34.21	-3%
39	3683.33	2816.84	-866.49	-24%
40	1688.20	1068.33	-619.87	-37%
41	1746.32	1510.07	-236.26	-14%
42	2295.32	2299.22	3.90	0%
43	832.31	434.09	-398.22	-48%
44	2829.18	2307.79	-521.39	-18%
45	1813.98	1648.14	-165.84	-9%
46	4984.00	3793.69	-1190.31	-24%
47	88.23	28.60	-59.63	-68%
48	4180.71	3703.72	-476.98	-11%
49	351.97	242.52	-109.45	-31%
50	215.25	201.86	-13.39	-6%
51	91.01	125.39	34.38	38%
52	2197.98	1951.14	-246.84	-11%
53	0.00	0.00	0.00	-
54	0.00	0.00	0.00	-
<b>TOTAL</b>	106232.46	93137.44	-13095.03	-12%

Tabla A.5.3.2. Viajes destinados por zona en el período AM

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
1	4763.61	6890.21	2126.60	45%
2	6443.56	7574.85	1131.30	18%
3	18563.78	17532.74	-1031.04	-6%
4	4288.07	3700.72	-587.35	-14%
5	3476.95	4539.61	1062.65	31%
6	2029.21	1895.51	-133.70	-7%
7	2195.97	1736.42	-459.55	-21%
8	428.56	384.62	-43.94	-10%
9	1060.74	1223.33	162.58	15%
10	3243.09	2425.95	-817.14	-25%
11	5215.71	3454.35	-1761.37	-34%
12	1620.80	1443.28	-177.52	-11%
13	833.15	1334.83	501.68	60%

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
14	1303.99	1105.23	-198.76	-15%
15	1640.92	957.95	-682.97	-42%
16	1472.19	1538.49	66.30	5%
17	1699.40	1218.34	-481.06	-28%
18	2070.80	1106.95	-963.85	-47%
19	722.03	791.47	69.44	10%
20	753.76	411.53	-342.23	-45%
21	517.29	321.22	-196.07	-38%
22	978.08	488.16	-489.92	-50%
23	917.47	525.27	-392.20	-43%
24	2573.23	1477.45	-1095.78	-43%
25	1120.67	775.09	-345.58	-31%
26	662.40	337.16	-325.24	-49%
27	1045.72	742.53	-303.19	-29%
28	3078.14	3052.80	-25.34	-1%
29	896.35	717.26	-179.09	-20%
30	673.56	682.08	8.52	1%
31	809.86	727.19	-82.67	-10%
32	278.66	164.89	-113.77	-41%
33	420.66	448.65	27.99	7%
34	867.17	502.58	-364.59	-42%
35	276.14	319.97	43.84	16%
36	1074.29	1056.04	-18.25	-2%
37	1939.48	1853.76	-85.71	-4%
38	1836.95	1389.37	-447.58	-24%
39	2010.44	1930.15	-80.30	-4%
40	3373.08	2263.51	-1109.57	-33%
41	308.01	382.46	74.45	24%
42	1266.28	1203.48	-62.80	-5%
43	454.22	491.91	37.69	8%
44	1746.11	1250.76	-495.35	-28%
45	2990.05	2051.82	-938.23	-31%
46	1363.35	1336.37	-26.98	-2%
47	46.26	68.45	22.19	48%
48	2051.53	1512.92	-538.61	-26%
49	434.59	484.93	50.35	12%
50	33.25	57.84	24.58	74%
51	9.14	95.79	86.64	948%
52	730.82	409.78	-321.04	-44%
53	0.00	15.13	15.13	#¡DIV/0!
54	0.00	5.85	5.85	#¡DIV/0!
<b>TOTAL</b>	100609.56	90408.98	-10200.59	-10%



Tabla A.5.3.3. Viajes originados por zona en el día completo

<b>Zona</b>	<b>EOD</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
<b>1</b>	16119.64	27094.43	10974.79	68%
<b>2</b>	22819.06	28885.59	6066.52	27%
<b>3</b>	71189.64	58047.80	-13141.84	-18%
<b>4</b>	15697.87	13820.48	-1877.39	-12%
<b>5</b>	11396.64	18668.68	7272.04	64%
<b>6</b>	8100.92	8640.28	539.36	7%
<b>7</b>	13936.39	12131.47	-1804.92	-13%
<b>8</b>	4459.21	4753.56	294.35	7%
<b>9</b>	12838.97	11387.24	-1451.73	-11%
<b>10</b>	13920.25	14232.04	311.79	2%
<b>11</b>	14847.66	11857.34	-2990.32	-20%
<b>12</b>	15049.04	14669.88	-379.17	-3%
<b>13</b>	4507.72	6057.32	1549.59	34%
<b>14</b>	12171.09	13170.15	999.06	8%
<b>15</b>	7683.62	8746.61	1062.99	14%
<b>16</b>	10128.28	12110.39	1982.12	20%
<b>17</b>	9773.17	9759.53	-13.65	0%
<b>18</b>	15907.05	11916.83	-3990.22	-25%
<b>19</b>	8637.54	6942.88	-1694.66	-20%
<b>20</b>	6545.72	4294.02	-2251.71	-34%
<b>21</b>	4547.52	4523.67	-23.85	-1%
<b>22</b>	9047.31	6601.68	-2445.63	-27%
<b>23</b>	10868.43	8313.38	-2555.05	-24%
<b>24</b>	12807.85	10482.93	-2324.92	-18%
<b>25</b>	4829.79	4366.57	-463.22	-10%
<b>26</b>	5215.04	5206.78	-8.26	0%
<b>27</b>	9417.04	7861.00	-1556.04	-17%
<b>28</b>	10580.42	11508.68	928.26	9%
<b>29</b>	2343.58	3319.80	976.23	42%
<b>30</b>	2944.97	4680.64	1735.68	59%
<b>31</b>	2944.19	3027.67	83.48	3%
<b>32</b>	622.75	1016.52	393.78	63%
<b>33</b>	5619.65	7036.15	1416.50	25%
<b>34</b>	5708.79	5914.10	205.31	4%
<b>35</b>	2483.57	3571.42	1087.85	44%
<b>36</b>	4302.09	4958.82	656.73	15%
<b>37</b>	20434.47	20072.30	-362.17	-2%
<b>38</b>	6269.30	7906.62	1637.32	26%
<b>39</b>	13234.94	15691.33	2456.39	19%
<b>40</b>	13314.51	10040.41	-3274.10	-25%

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
41	5520.57	5025.63	-494.94	-9%
42	11331.58	9850.74	-1480.84	-13%
43	2292.21	2855.24	563.03	25%
44	9982.08	9963.22	-18.86	0%
45	10963.18	9477.74	-1485.44	-14%
46	15841.90	12988.92	-2852.97	-18%
47	257.12	360.19	103.07	40%
48	13100.30	12328.78	-771.52	-6%
49	1709.65	1915.83	206.18	12%
50	482.07	974.94	492.86	102%
51	507.63	881.11	373.49	74%
52	7174.71	6516.86	-657.85	-9%
53	0.00	148.55	148.55	-
54	0.00	54.63	54.63	-
<b>TOTAL</b>	<b>522428.66</b>	<b>516629.36</b>	<b>-5799.31</b>	<b>-1%</b>

Tabla A.5.3.4. Viajes destinados por zona en el día completo

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
1	15015.79	25034.26	10018.47	67%
2	22283.13	27186.94	4903.82	22%
3	70123.60	53453.57	-16670.03	-24%
4	14996.55	12571.43	-2425.12	-16%
5	11400.04	17799.01	6398.97	56%
6	7399.31	7775.02	375.72	5%
7	14210.07	12602.42	-1607.66	-11%
8	4522.20	5006.05	483.85	11%
9	12917.46	11472.89	-1444.57	-11%
10	14011.19	14107.06	95.87	1%
11	14823.75	10643.75	-4179.99	-28%
12	15245.92	15286.58	40.66	0%
13	4504.40	5658.50	1154.10	26%
14	12335.37	14548.88	2213.51	18%
15	7763.89	9022.22	1258.33	16%
16	10209.77	12466.23	2256.46	22%
17	10155.97	9890.54	-265.43	-3%
18	16643.47	12885.97	-3757.50	-23%
19	8610.44	7353.87	-1256.57	-15%
20	6410.78	4504.95	-1905.82	-30%
21	4445.04	4876.05	431.01	10%
22	9561.37	7287.25	-2274.12	-24%

<b>Zona</b>	<b>EOD</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
23	11414.90	9523.39	-1891.51	-17%
24	12455.13	10395.36	-2059.77	-17%
25	4751.54	4301.05	-450.48	-9%
26	5352.78	5606.78	253.99	5%
27	9572.99	8659.45	-913.54	-10%
28	10078.85	10484.33	405.48	4%
29	2205.67	2904.54	698.87	32%
30	2810.70	4271.86	1461.16	52%
31	2921.44	2877.70	-43.74	-1%
32	559.94	943.89	383.95	69%
33	6073.17	8037.66	1964.49	32%
34	6181.08	6530.76	349.68	6%
35	2605.47	3879.64	1274.16	49%
36	3928.25	4597.77	669.52	17%
37	21315.83	22179.08	863.25	4%
38	6597.26	7920.77	1323.50	20%
39	12880.71	15787.90	2907.18	23%
40	13218.19	9330.16	-3888.02	-29%
41	5687.00	5415.23	-271.77	-5%
42	11584.27	10510.20	-1074.07	-9%
43	2136.63	2798.04	661.41	31%
44	10401.25	10684.52	283.27	3%
45	10679.24	8918.97	-1760.28	-16%
46	16562.39	14570.36	-1992.02	-12%
47	139.35	333.06	193.71	139%
48	14275.81	14154.24	-121.57	-1%
49	1381.54	1770.53	388.99	28%
50	482.07	1045.78	563.71	117%
51	507.63	951.57	443.94	87%
52	8301.64	8036.10	-265.54	-3%
53	0.00	151.85	151.85	-
54	0.00	54.63	54.63	-
<b>TOTAL</b>	524652.23	519060.61	-5591.62	-1%

## ANEXOS 5.4 Predicción de Distribución de Actividades

En esta sección se muestran las tablas utilizadas para generar los gráficos exhibidos en el Capítulo 5.2. Éstas presentan un mayor nivel de detalle, ya que exhiben el error porcentual relativo a cada hora del día para cada actividad definida tanto para la distribución de tiempo de inicio como la de tiempo de finalización.

Tabla A.5.4.10 Hora de inicio observado vs predicho para todas las actividades.

Hora	Observado	Modelado	Diferencia	Error (%)
4	192	2211	2020	1054.01
5	548	526	-23	-4.12
6	2471	2550	79	3.18
7	30842	32745	1903	6.17
8	66595	70807	4212	6.33
9	35647	36804	1156	3.24
10	30973	35414	4440	14.34
11	29793	32910	3117	10.46
12	29871	37009	7138	23.90
13	46231	57121	10890	23.56
14	44588	55752	11164	25.04
15	42386	41612	-775	-1.83
16	41047	41719	672	1.64
17	39324	38152	-1172	-2.98
18	52457	49752	-2705	-5.16
19	46193	45530	-663	-1.44
20	34214	26221	-7993	-23.36
21	20171	15042	-5129	-25.43
22	13474	10386	-3089	-22.92
23	7216	5813	-1403	-19.44
24	2474	2126	-348	-14.07
25	637	880	244	38.25
26	250	627	377	150.67
27	419	768	349	83.44

Tabla A.5.4.11 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad W.

Hora	Observado	Modelado	Diferencia	Error (%)
4	69	65	-4	-6.06
5	277	175	-102	-36.76

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
6	2026	1758	-268	-13.24
7	15060	16405	1345	8.93
8	31112	35270	4158	13.37
9	15805	19282	3477	22.00
10	6934	7729	795	11.46
11	3571	3064	-507	-14.20
12	2273	3603	1330	58.52
13	2639	2172	-467	-17.69
14	7914	12134	4220	53.33
15	10996	11566	570	5.18
16	3880	6702	2822	72.73
17	2045	2945	900	44.01
18	1781	849	-932	-52.32
19	1254	1709	455	36.25
20	832	213	-619	-74.41
21	564	32	-532	-94.32
22	348	12	-336	-96.55
23	189	2	-187	-98.94
24	136	0	-136	-100.00
25	0	1	1	100.00
26	55	0	-55	-100.00
27	132	0	-132	-100.00

Tabla A.5.4.12 Hora de inicio observado vs predicho para actividad la S.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0	1607	1607	100
5	0	182	182	100
6	103	289	186	100
7	10792	11639	847	7.85
8	22035	19606	-2429	-11.02
9	3607	1763	-1844	-51.13
10	2189	1504	-685	-31.30
11	1399	1506	107	7.64
12	694	1048	354	51.07
13	2390	2751	361	15.12
14	4841	6129	1288	26.60
15	2443	3141	698	28.56
16	1700	2664	964	56.71
17	1111	1224	113	10.14
18	1977	1041	-936	-47.35

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
<b>19</b>	1992	976	-1016	-51.01
<b>20</b>	269	59	-210	-78.04
<b>21</b>	94	30	-64	-68.02
<b>22</b>	28	18	-10	100
<b>23</b>	0	29	29	-
<b>24</b>	0	4	4	0.00
<b>25</b>	0	0	0	0.00
<b>26</b>	0	0	0	0.00
<b>27</b>	0	0	0	0.00

Tabla A.5.4.13 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad H.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
<b>4</b>	101	436	335	330.56
<b>5</b>	231	19	-212	100
<b>6</b>	173	1	-172	0.00
<b>7</b>	714	304	-409	-57.33
<b>8</b>	4068	4665	597	14.68
<b>9</b>	4454	3388	-1067	-23.94
<b>10</b>	5868	8436	2568	43.76
<b>11</b>	10339	13110	2771	26.80
<b>12</b>	15306	20794	5489	35.86
<b>13</b>	29523	41127	11603	39.30
<b>14</b>	20480	25664	5184	25.31
<b>15</b>	14393	11790	-2604	-18.09
<b>16</b>	21730	17202	-4527	-20.83
<b>17</b>	22733	21720	-1013	-4.46
<b>18</b>	33841	34063	222	0.66
<b>19</b>	31353	34224	2871	9.16
<b>20</b>	25187	20443	-4744	-18.84
<b>21</b>	14860	10863	-3996	-26.89
<b>22</b>	11188	7415	-3773	-33.73
<b>23</b>	6387	5215	-1172	-18.35
<b>24</b>	2238	1912	-326	-14.57
<b>25</b>	581	821	241	41.44
<b>26</b>	195	626	431	220.87
<b>27</b>	259	768	508	195.90

Tabla A.5.4.14 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad O.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0	102	102	100.00
5	40	144	104	256.79
6	129	474	345	266.39
7	4125	4270	145	3.52
8	8582	10294	1712	19.95
9	9243	9705	462	5.00
10	11167	10904	-263	-2.36
11	8678	9750	1072	12.35
12	7833	7509	-324	-4.14
13	9183	8754	-429	-4.68
14	8588	9942	1354	15.76
15	10777	11653	876	8.12
16	10027	10569	542	5.41
17	8180	7895	-285	-3.48
18	8507	8464	-43	-0.50
19	7450	6003	-1447	-19.42
20	5509	3693	-1816	-32.96
21	3353	2550	-803	-23.96
22	1654	2869	1215	73.48
23	573	418	-155	-27.00
24	100	205	105	105.23
25	56	58	2	3.39
26	0	1	1	0.00
27	0	0	0	0.00

Tabla A.5.4.15 Hora de inicio observado vs predicho para la actividad M.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	21	1	-20	0
5	0	6	6	0
6	40	28	-11.7	100
7	151	127	-24.3	-16.08
8	798	972	173.9	21.79
9	2538	2666	127.5	5.02
10	4815	6841	2026.4	42.09
11	5805	5480	-324.8	-5.60
12	3765	4055	289.6	7.69
13	2495	2317	-178.4	-7.15
14	2765	1883	-882.0	-31.90

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
15	3776	3462	-314.2	-8.32
16	3711	4582	871.1	23.48
17	5255	4368	-887.1	-16.88
18	6351	5335	-1016.0	-16.00
19	4143	2618	-1525.3	-36.81
20	2416	1813	-603.5	-24.97
21	1300	1567	266.6	20.50
22	256	72	-184.2	-71.89
23	68	149	81.5	120.68
24	0	5	5	0
25	0	0	0	0
26	0	0	0	0
27	27	0	-27	0

Tabla A.5.4.16 Hora de finalización observado vs predicho para todas las actividades.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	368	2211	1843.27	500.98
5	745	526	-219.67	-29.48
6	5500	2550	-2950.27	-53.64
7	59940	32738	-27202.00	-45.38
8	46186	70788	24602.05	53.27
9	30681	36661	5979.20	19.49
10	31538	35367	3829.60	12.14
11	29977	32806	2828.95	9.44
12	31865	36792	4926.56	15.46
13	51212	56718	5506.10	10.75
14	41201	55619	14418.40	35.00
15	43423	41506	-1916.42	-4.41
16	39243	41466	2222.96	5.66
17	42876	37830	-5045.86	-11.77
18	52800	49351	-3448.71	-6.53
19	43963	45342	1378.33	3.14
20	28303	26120	-2182.63	-7.71
21	18812	14982	-3830.25	-20.36
22	10912	10367	-544.29	-4.99
23	5869	5803	-66.09	-1.13
24	1581	2121	540.55	34.20
25	426	875	449.23	105.45
26	364	626	261.61	71.84
27	230	767	537.17	233.53



Tabla A.5.4.17 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad W.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	104	143	38.60	37.12
5	120	6	-113.61	100.00
6	157	14	-142.84	-91.07
7	357	57	-299.52	-84.02
8	1358	3286	1928.26	142.02
9	1425	1474	48.99	3.44
10	1760	1903	142.87	8.12
11	2074	1906	-168.63	-8.13
12	4799	4795	-4.35	-0.09
13	14034	20345	6310.86	44.97
14	6799	14597	7797.64	114.68
15	4608	4085	-523.04	-11.35
16	5890	4720	-1170.03	-19.86
17	12147	8629	-3518.16	-28.96
18	19225	16610	-2615.40	-13.60
19	15456	21678	6221.60	40.25
20	8521	10826	2305.10	27.05
21	4528	3707	-821.11	-18.13
22	2289	1968	-320.90	-14.02
23	965	1543	577.56	59.82
24	482	217	-265.81	-55.09
25	132	109	-22.75	-17.26
26	70	119	49.66	71.44
27	44	405	361.46	100.00

Tabla A.5.4.18 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad S.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0	22	22.18	100
5	0	3	3.04	0.00
6	0	6	6.00	0.00
7	176	23	-152.77	100
8	82	445	363.01	443.56
9	360	933	573.25	159.33
10	1002	1112	109.51	10.93
11	1602	1289	-313.39	-19.56
12	3280	4504	1224.03	37.32
13	10200	13998	3797.54	37.23
14	4073	5879	1806.47	44.35

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
15	8291	3100	-5191.47	-62.61
16	7595	5981	-1613.64	-21.25
17	4462	2855	-1606.33	-36.00
18	4620	5969	1349.10	29.20
19	4441	5248	806.65	18.16
20	2904	2712	-192.77	-6.64
21	1029	1192	163.52	15.90
22	1723	946	-777.80	-45.13
23	1556	618	-938.19	-60.28
24	186	244	57.64	30.94
25	0	82	81.75	100
26	0	33	33.49	100
27	0	16	16.49	0.00

Tabla A.5.4.19 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad H.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	210	1775	1564.86	744.67
5	589	500	-89.00	-15.11
6	5320	2509	-2811.19	-52.84
7	57981	31765	-26216.37	-45.22
8	39276	62274	22998.07	58.56
9	23240	29319	6078.69	26.16
10	19960	22626	2665.88	13.36
11	12658	14096	1438.31	11.36
12	9024	10508	1483.90	16.44
13	12211	7942	-4268.91	-34.96
14	19849	24577	4728.21	23.82
15	20969	25930	4961.40	23.66
16	13902	18531	4629.23	33.30
17	11035	10742	-292.97	-2.65
18	13087	7871	-5216.00	-39.86
19	10312	5375	-4936.64	-47.87
20	5980	2937	-3043.00	-50.89
21	3784	2928	-856.46	-22.63
22	1626	2222	595.80	36.64
23	749	398	-350.64	-46.84
24	66	147	80.62	121.45
25	0	33	33.00	#DIV/0!
26	172	0	-171.94	0.00
27	108	0	-107.76	0.00

Tabla A.5.4.20 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad O.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	54	248	194.49	361.57
5	36	14	-22.47	100.00
6	23	21	-2.24	-9.64
7	1312	893	-418.62	-31.92
8	5082	4765	-317.23	-6.24
9	4369	4773	403.34	9.23
10	5806	6952	1146.40	19.75
11	9135	9759	623.23	6.82
12	9953	10676	723.09	7.26
13	10275	11007	731.94	7.12
14	7881	8819	938.42	11.91
15	7240	5358	-1881.79	-25.99
16	8684	8516	-168.11	-1.94
17	10152	10092	-60.05	-0.59
18	9388	13882	4493.77	47.87
19	8060	8479	419.20	5.20
20	7764	7039	-724.66	-9.33
21	6943	5059	-1883.77	-27.13
22	4739	4103	-636.15	-13.42
23	2566	3038	472.46	18.41
24	845	1397	551.78	65.26
25	294	596	301.72	102.55
26	123	430	307.63	250.74
27	78	310	231.52	295.87

Tabla A.5.4.21 Hora de finalización observado vs predicho para la actividad M.

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
4	0	23	23.14	100.00
5	0	2	2.37	100.00
6	0	0	0.00	0.00
7	115	0	-114.72	-100.00
8	388	18	-370.06	-95.37
9	1287	162	-1125.07	-87.44
10	3009	2774	-235.06	-7.81
11	4507	5756	1249.43	27.72
12	4809	6309	1499.89	31.19
13	4492	3427	-1065.33	-23.72
14	2599	1747	-852.34	-32.79

<b>Hora</b>	<b>Observado</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
<b>15</b>	2315	3033	718.48	31.04
<b>16</b>	3172	3718	545.51	17.20
<b>17</b>	5080	5511	431.65	8.50
<b>18</b>	6479	5019	-1460.18	-22.54
<b>19</b>	5694	4562	-1132.48	-19.89
<b>20</b>	3134	2607	-527.30	-16.83
<b>21</b>	2528	2095	-432.43	-17.11
<b>22</b>	534	1128	594.76	111.44
<b>23</b>	33	206	172.72	521.03
<b>24</b>	0	116	116.32	#DIV/0!
<b>25</b>	0	56	55.51	100.00
<b>26</b>	0	43	42.77	100.00
<b>27</b>	0	35	35.46	100.00



## ANEXOS 5.5 Predicción de Viajes Originados y Destinados a Zonas

En esta sección se muestran el detalle en relación a los viajes originados y destinados a zonas para el período AM y el día completo. Estas incluyen el error porcentual relativo de los viajes para cada zona definida.

Tabla A.5.5.1. Viajes originados predichos por zona en el período AM

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
1	476.33	1182.07	705.74	148%
2	1635.52	2287.11	651.59	40%
3	1580.45	4414.45	2834.00	179%
4	555.76	1196.32	640.56	115%
5	2045.83	2768.96	723.13	35%
6	471.46	1825.02	1353.56	287%
7	4757.01	4284.98	-472.03	-10%
8	1149.82	1007.22	-142.60	-12%
9	2789.87	2614.03	-175.84	-6%
10	2347.11	1834.28	-512.83	-22%
11	2281.75	2649.00	367.25	16%
12	4289.11	4192.72	-96.39	-2%
13	762.97	663.47	-99.50	-13%
14	3703.12	3565.67	-137.45	-4%
15	2028.93	1655.58	-373.35	-18%
16	2406.24	2268.62	-137.62	-6%
17	1666.81	1799.93	133.12	8%
18	3360.76	3044.18	-316.58	-9%
19	1973.30	1640.34	-332.96	-17%
20	737.90	843.89	105.99	14%
21	914.76	814.04	-100.72	-11%
22	1219.76	1140.72	-79.04	-6%
23	5201.05	4233.72	-967.33	-19%
24	1306.80	1224.48	-82.32	-6%
25	1882.29	1583.97	-298.32	-16%
26	1136.83	869.49	-267.34	-24%
27	2509.01	2603.02	94.01	4%
28	199.16	1027.11	827.95	416%
29	307.18	504.44	197.26	64%
30	259.56	336.85	77.29	30%
31	146.65	110.85	-35.80	-24%

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
32	120.33	131.04	10.71	9%
33	2636.89	2213.05	-423.84	-16%
34	1333.78	1192.43	-141.35	-11%
35	2413.91	1956.31	-457.60	-19%
36	726.05	755.76	29.71	4%
37	4353.22	3629.69	-723.53	-17%
38	1121.57	820.82	-300.75	-27%
39	2532.18	2416.05	-116.13	-5%
40	2464.06	2379.66	-84.40	-3%
41	2881.03	2293.88	-587.15	-20%
42	5651.89	4794.26	-857.63	-15%
43	484.64	616.18	131.54	27%
44	1749.74	1648.31	-101.43	-6%
45	3385.91	3154.11	-231.80	-7%
46	5023.06	4696.81	-326.25	-6%
47	1018.50	951.93	-66.57	-7%
48	4875.32	4024.01	-851.31	-17%
49	7261.79	6488.59	-773.20	-11%
50	667.44	862.43	194.99	29%
51	128.08	109.87	-18.21	-14%
52	3997.97	3743.18	-254.79	-6%
53	47.13	28.60	-18.53	-39%
54	0.00	25.50	25.50	-
<b>TOTAL</b>	<b>110977.59</b>	<b>109119.00</b>	<b>-1858.59</b>	<b>-2%</b>

Tabla A.5.5.2. Viajes destinados predichos por zona en el período AM

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
1	4405.89	5147.22	741.33	17%
2	7485.06	8076.89	591.83	8%
3	16381.47	17581.63	1200.16	7%
4	3108.54	4131.62	1023.08	33%
5	2967.48	4402.39	1434.91	48%
6	1381.05	3909.52	2528.47	183%
7	3236.51	5577.25	2340.74	72%
8	647.52	524.94	-122.58	-19%
9	1755.08	2673.42	918.34	52%
10	2483.65	1960.03	-523.62	-21%
11	5481.57	4595.62	-885.95	-16%
12	1464.26	1674.94	210.68	14%
13	2595.60	2140.32	-455.28	-18%

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
14	2285.73	1612.05	-673.68	-29%
15	1606.64	477.97	-1128.67	-70%
16	867.34	606.61	-260.73	-30%
17	1861.43	1395.36	-466.07	-25%
18	2316.24	1048.23	-1268.01	-55%
19	968.01	857.97	-110.04	-11%
20	789.89	568.79	-221.10	-28%
21	459.31	330.09	-129.22	-28%
22	619.01	496.95	-122.06	-20%
23	1145.61	838.85	-306.76	-27%
24	1985.77	1568.99	-416.78	-21%
25	741.36	457.75	-283.61	-38%
26	1670.00	1196.59	-473.41	-28%
27	1495.70	1364.28	-131.42	-9%
28	1945.10	2930.55	985.45	51%
29	253.64	238.32	-15.32	-6%
30	363.27	333.27	-30.00	-8%
31	155.02	237.34	82.32	53%
32	105.02	199.42	94.40	90%
33	833.64	617.81	-215.83	-26%
34	1231.97	767.55	-464.42	-38%
35	667.28	333.10	-334.18	-50%
36	831.24	894.12	62.88	8%
37	2327.89	1876.95	-450.94	-19%
38	964.44	707.62	-256.82	-27%
39	4586.97	4181.40	-405.57	-9%
40	3965.41	3948.74	-16.67	0%
41	1628.28	1119.12	-509.16	-31%
42	1445.43	1727.41	281.98	20%
43	361.90	414.15	52.25	14%
44	1122.97	730.64	-392.33	-35%
45	3872.70	2793.43	-1079.27	-28%
46	2158.26	1170.65	-987.61	-46%
47	1446.27	1059.09	-387.18	-27%
48	1952.44	1175.50	-776.94	-40%
49	2903.89	1983.31	-920.58	-32%
50	557.68	538.07	-19.61	-4%
51	99.84	84.59	-15.25	-15%
52	1507.47	1102.52	-404.95	-27%
53	85.37	102.75	17.38	20%
54	305.16	378.44	73.28	24%
<b>TOTAL</b>	109884.27	106862.13	-3022.14	-3%

Tabla A.5.5.3. Viajes originados predichos del día completo

<b>Zona</b>	<b>EOD</b>	<b>Modelado</b>	<b>Diferencia</b>	<b>Error (%)</b>
1	16321.24	18643.40	2322.16	14%
2	23055.85	27319.33	4263.48	18%
3	57109.19	56651.89	-457.30	-1%
4	11435.15	13644.08	2208.93	19%
5	13356.23	18745.06	5388.83	40%
6	4762.46	15338.41	10575.95	222%
7	23534.52	29826.41	6291.89	27%
8	6394.13	4754.64	-1639.49	-26%
9	14376.62	14753.67	377.05	3%
10	13064.23	10456.59	-2607.64	-20%
11	24635.52	20304.60	-4330.92	-18%
12	14101.01	16397.03	2296.02	16%
13	8308.62	9984.96	1676.34	20%
14	13974.73	14073.47	98.74	1%
15	7902.09	6713.57	-1188.52	-15%
16	7066.26	8051.83	985.57	14%
17	9618.00	9250.44	-367.56	-4%
18	14752.28	10902.54	-3849.74	-26%
19	7193.20	7566.27	373.07	5%
20	4163.48	3951.80	-211.68	-5%
21	3192.08	3291.61	99.53	3%
22	4904.88	6289.88	1385.00	28%
23	15182.07	13054.11	-2127.96	-14%
24	9291.76	9557.73	265.97	3%
25	7461.90	5973.63	-1488.27	-20%
26	9108.61	6108.85	-2999.76	-33%
27	11048.93	10408.19	-640.74	-6%
28	5723.79	9642.56	3918.77	68%
29	1757.42	2723.60	966.18	55%
30	1732.33	2540.10	807.77	47%
31	1607.85	1266.34	-341.51	-21%
32	652.35	1144.38	492.03	75%
33	9519.99	7669.28	-1850.71	-19%
34	6410.88	5536.61	-874.27	-14%
35	8939.13	6231.41	-2707.72	-30%
36	5866.52	4662.47	-1204.05	-21%
37	16964.01	16141.72	-822.29	-5%
38	5040.56	4493.10	-547.46	-11%
39	18258.82	19975.74	1716.92	9%
40	22485.47	20527.91	-1957.56	-9%



Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
41	9919.73	8905.41	-1014.32	-10%
42	17094.90	16291.94	-802.96	-5%
43	2390.02	3287.16	897.14	38%
44	8286.55	6284.67	-2001.88	-24%
45	18820.83	15110.57	-3710.26	-20%
46	22149.80	14489.85	-7659.95	-35%
47	5285.12	5878.88	593.76	11%
48	17705.22	13218.91	-4486.31	-25%
49	27291.54	21109.61	-6181.93	-23%
50	3083.87	3893.06	809.19	26%
51	673.36	959.36	286.00	42%
52	16472.26	12497.09	-3975.17	-24%
53	354.30	469.11	114.81	32%
54	714.00	1079.98	365.98	51%
<b>TOTAL</b>	610515.66	598044.81	-12470.85	-2%

Tabla A.5.5.4. Viajes destinados predichos del día completo

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
1	16454.26	17424.17	969.91	6%
2	23520.89	25324.08	1803.19	8%
3	57425.63	51744.89	-5680.74	-10%
4	11415.04	12587.83	1172.79	10%
5	13424.63	18247.57	4822.94	36%
6	4767.25	14306.91	9539.66	200%
7	23682.34	29485.50	5803.16	25%
8	6290.69	4957.80	-1332.89	-21%
9	14415.49	14416.98	1.49	0%
10	13095.75	10277.13	-2818.62	-22%
11	24905.21	19391.43	-5513.78	-22%
12	14051.05	17217.16	3166.11	23%
13	8401.46	9586.25	1184.79	14%
14	14016.95	14464.85	447.90	3%
15	7880.82	7133.21	-747.61	-9%
16	7000.19	8568.13	1567.94	22%
17	9585.77	9313.38	-272.39	-3%
18	14823.26	11423.93	-3399.33	-23%
19	7278.52	7800.16	521.64	7%
20	4163.48	4018.35	-145.13	-3%
21	3210.96	3464.33	253.37	8%
22	4903.40	6553.71	1650.31	34%

Zona	EOD	Modelado	Diferencia	Error (%)
23	15182.59	14512.40	-670.19	-4%
24	9296.60	9239.06	-57.54	-1%
25	7613.43	6380.01	-1233.42	-16%
26	9134.68	5801.43	-3333.25	-36%
27	11117.78	10846.92	-270.86	-2%
28	5883.87	8539.86	2655.99	45%
29	1784.60	2768.70	984.10	55%
30	1777.11	2557.10	779.99	44%
31	1749.22	1229.75	-519.47	-30%
32	652.35	1123.59	471.24	72%
33	9462.13	8353.11	-1109.02	-12%
34	6386.32	5666.70	-719.62	-11%
35	8968.93	6829.41	-2139.52	-24%
36	5926.67	4590.48	-1336.19	-23%
37	16970.03	17321.83	351.80	2%
38	4990.07	4410.41	-579.66	-12%
39	18026.93	18648.85	621.92	3%
40	22555.27	20062.36	-2492.91	-11%
41	9598.28	9177.48	-420.80	-4%
42	17105.81	17546.93	441.12	3%
43	2419.82	3445.42	1025.60	42%
44	8293.61	6735.44	-1558.17	-19%
45	18808.21	14953.62	-3854.59	-20%
46	22041.45	16451.90	-5589.55	-25%
47	5413.25	5880.13	466.88	9%
48	17638.84	14363.86	-3274.98	-19%
49	27206.43	23583.95	-3622.48	-13%
50	3121.09	3989.34	868.25	28%
51	673.36	1006.91	333.55	50%
52	16356.33	14221.68	-2134.65	-13%
53	391.52	440.53	49.01	13%
54	756.02	792.30	36.28	5%
<b>TOTAL</b>	612015.64	599179.21	-12836.43	-2%

### ANEXOS 5.6 Error Relativo Predicho para cada Nivel de Ingreso y por Período

En esta sección se exhiben las matrices de error relativo de la distribución de viajes entre los observado y predicho de los distintos pares de macrozonas o sectores para cada nivel de ingreso y cada período del día.

Tabla A.5.6.7. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período AM de los hogares de ingresos medios

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	46.5%	261.1%	165.3%	74.0%	715.0%	152.2%	115.2%
2	15.3%	-12.3%	19.5%	48.6%	96.6%	48.8%	17.2%
3	82.0%	25.9%	-20.6%	52.7%	211.6%	21.8%	35.1%
4	2.4%	-1.9%	46.4%	-22.9%	110.4%	3.9%	-4.2%
5	107.9%	75.8%	115.7%	91.6%	-3.6%	5.4%	47.8%
6	-10.9%	-9.2%	-32.0%	13.3%	-32.7%	-53.9%	-22.2%
<b>TOTAL</b>	35.1%	7.7%	8.0%	28.1%	26.3%	-10.3%	17.7%

Tabla A.5.6.2. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período AM de los hogares de ingresos altos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	93.5%	401.1%	706.4%	525.5%	-	1108.0%	270.5%
2	52.3%	73.4%	70.0%	71.2%	162.9%	32.9%	63.0%
3	168.5%	60.7%	48.2%	119.3%	201.2%	120.2%	121.4%
4	31.8%	168.8%	13.7%	-27.9%	95.7%	141.4%	14.2%
5	443.2%	177.8%	394.5%	467.2%	110.2%	797.6%	326.1%
6	198.1%	259.0%	483.2%	117.6%	516.6%	81.3%	163.7%
<b>TOTAL</b>	96.0%	155.0%	121.7%	40.4%	210.9%	151.7%	81.1%

Tabla A.5.6.3. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período MD de los hogares de ingresos bajos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-79.8%	-47.1%	-56.2%	-34.9%	-65.7%	-79.0%	-62.5%
2	-45.8%	-58.9%	-41.8%	-8.4%	94.8%	-23.6%	-45.0%

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
3	-65.3%	-29.9%	-65.3%	-41.9%	24.6%	-65.6%	-61.0%
4	-59.2%	41.2%	4.1%	-48.2%	42.0%	-42.5%	-21.7%
5	-62.9%	-26.9%	8.7%	-26.7%	-89.0%	-45.9%	-76.8%
6	-80.3%	10.4%	-63.0%	-57.3%	-48.9%	-90.2%	-75.7%
<b>TOTAL</b>	-66.7%	-40.5%	-57.4%	-35.3%	-75.8%	-75.7%	-58.9%

Tabla A.5.6.4. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período MD de los hogares de ingresos medios

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-35.4%	30.2%	66.0%	-3.9%	94.7%	-4.2%	14.3%
2	14.3%	-16.0%	233.3%	188.7%	231.9%	133.7%	40.0%
3	30.8%	215.0%	25.1%	106.4%	859.7%	105.3%	58.3%
4	-26.0%	168.5%	213.9%	-18.3%	177.5%	92.5%	32.3%
5	40.7%	147.3%	338.6%	121.2%	-18.3%	324.9%	36.6%
6	-27.0%	167.8%	141.4%	95.0%	242.5%	-30.0%	18.8%
<b>TOTAL</b>	-5.8%	43.4%	76.2%	31.2%	55.7%	24.2%	33.8%

Tabla A.5.6.5. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período MD de los hogares de ingresos altos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	6.6%	66.4%	141.8%	29.0%	408.5%	217.1%	65.7%
2	21.5%	35.2%	519.8%	180.0%	473.9%	261.8%	106.7%
3	135.4%	623.5%	224.6%	112.0%	681.7%	630.1%	201.7%
4	27.7%	212.0%	116.3%	-17.2%	503.8%	273.6%	38.6%
5	602.0%	87.5%	969.7%	252.0%	86.8%	634.7%	289.2%
6	204.1%	270.4%	275.0%	245.1%	906.0%	204.9%	238.0%
<b>TOTAL</b>	57.5%	125.2%	185.8%	34.6%	337.7%	262.4%	97.7%

Tabla A.5.6.6. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período PM de los hogares de ingresos bajos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-35.1%	-46.0%	-61.2%	-29.5%	-65.4%	-78.2%	-54.7%
2	-3.8%	-87.5%	-80.1%	-63.2%	-84.9%	-51.6%	-72.3%
3	-22.7%	-63.8%	-89.4%	-62.0%	-68.1%	-85.0%	-76.6%

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
4	-39.9%	-41.6%	-78.0%	-42.8%	-67.5%	-89.5%	-58.9%
5	-51.4%	-72.3%	-39.5%	-65.9%	-95.8%	31.8%	-87.0%
6	-74.8%	-66.7%	-84.8%	-79.4%	-57.7%	-95.7%	-85.6%
<b>TOTAL</b>	-34.5%	-70.7%	-81.2%	-56.6%	-87.8%	-88.5%	-74.5%

Tabla A.5.6.7. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período PM de los hogares de ingresos medios

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	49.8%	8.3%	20.5%	1.4%	42.9%	-26.8%	15.2%
2	145.3%	-56.0%	6.6%	8.9%	-21.9%	9.6%	-4.7%
3	145.1%	8.8%	-49.7%	17.5%	23.9%	0.1%	1.6%
4	58.1%	19.3%	7.1%	-36.5%	100.2%	24.9%	5.1%
5	220.4%	141.7%	224.0%	-21.1%	-63.3%	41.9%	-8.2%
6	108.4%	76.3%	-5.0%	32.9%	22.8%	-62.4%	-3.3%
<b>TOTAL</b>	105.6%	-12.3%	-13.7%	-13.0%	-19.1%	-29.4%	1.4%

Tabla A.5.6.8. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período PM de los hogares de ingresos altos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	63.7%	5.9%	101.5%	4.8%	171.6%	158.5%	54.1%
2	129.6%	35.3%	487.2%	149.8%	44.0%	133.1%	115.5%
3	335.0%	416.6%	80.6%	23.4%	-	121.8%	142.0%
4	77.0%	0.5%	121.6%	-39.4%	32.3%	93.7%	8.2%
5	249.2%	-	932.2%	39.0%	131.1%	136.7%	158.2%
6	455.0%	17.4%	171.5%	161.9%	-	65.0%	182.9%
<b>TOTAL</b>	135.6%	21.1%	122.1%	-4.7%	155.5%	106.8%	60.4%

Tabla A.5.6.9. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período EV de los hogares de ingresos bajos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-67.9%	-31.8%	-50.9%	-21.7%	-65.9%	-74.9%	-51.7%
2	-47.8%	-77.6%	-73.5%	-58.3%	-75.1%	-40.6%	-72.9%
3	-51.2%	-69.5%	-86.9%	-65.7%	-21.1%	-81.3%	-80.7%

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
4	-47.7%	-32.3%	-70.8%	-68.9%	-67.3%	-71.9%	-58.6%
5	-64.4%	-60.9%	-18.4%	-74.8%	-93.3%	-78.4%	-87.5%
6	-74.7%	-50.9%	-76.0%	-44.2%	-79.1%	-94.1%	-81.8%
<b>TOTAL</b>	-59.3%	-58.7%	-75.0%	-57.6%	-81.9%	-83.8%	-73.0%

Tabla A.5.6.10. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período EV de los hogares de ingresos medios

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	-22.0%	31.2%	95.3%	6.6%	81.2%	4.0%	32.5%
2	70.5%	-45.3%	4.3%	-20.7%	9.9%	0.0%	-23.0%
3	99.8%	38.6%	-17.4%	25.6%	12.1%	-27.6%	5.4%
4	-2.8%	41.6%	16.5%	-61.6%	27.9%	16.4%	-10.1%
5	102.5%	-11.6%	167.5%	-1.8%	-55.3%	-38.1%	-31.5%
6	11.6%	20.6%	17.2%	25.6%	62.2%	-52.6%	-9.9%
<b>TOTAL</b>	17.2%	5.0%	29.2%	-30.0%	0.2%	-18.0%	-5.7%

Tabla A.5.6.11. Error relativo de la distribución de viajes entre lo observado y predicho para el período EV de los hogares de ingresos altos

O/D	1	2	3	4	5	6	TOTAL
1	70.7%	110.8%	174.1%	69.7%	495.0%	340.2%	136.4%
2	272.0%	49.1%	57.0%	66.5%	70.8%	211.7%	99.0%
3	299.9%	86.9%	67.5%	60.7%	511.9%	475.9%	145.2%
4	157.0%	10.0%	83.8%	-50.1%	178.7%	119.0%	2.0%
5	656.0%	636.8%	-	74.8%	-7.6%	-	145.8%
6	581.7%	653.1%	240.7%	63.1%	-	125.7%	166.5%
<b>TOTAL</b>	167.6%	68.9%	131.7%	0.5%	194.0%	215.0%	65.8%