



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERÍA

**DETERMINACIÓN DEL TAMAÑO
ÓPTIMO DE LA FUERZA LABORAL
PARA EL *RETAIL* DE SERVICIO
ASISTIDO A TRAVÉS DE CURVAS DE
PRODUCTIVIDAD MARGINAL**

GONZALO TRONCOSO FUENTES

Tesis para optar al grado de
Magíster en Ciencias de la Ingeniería

Profesor Supervisor:

JUAN CARLOS MUÑOZ ABOGABIR

Santiago de Chile, Enero 2011

© 2011, Gonzalo Troncoso Fuentes



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERÍA

DETERMINACIÓN DEL TAMAÑO ÓPTIMO DE LA FUERZA LABORAL PARA EL *RETAIL* DE SERVICIO ASISTIDO A TRAVÉS DE CURVAS DE PRODUCTIVIDAD MARGINAL

GONZALO TRONCOSO FUENTES

Tesis presentada a la comisión integrada por los profesores:

JUAN CARLOS MUÑOZ ABOGABIR

JUAN CARLOS FERRER ORTIZ

JAIME NAVÓN COHEN

LOUIS DE GRANGE CONCHA

Para completar las exigencias del grado de
Magíster en Ciencias de la Ingeniería

Santiago de Chile, Enero, 2011.

A mis Padres por estar siempre presentes y a María Isabel Gatica por su incondicional apoyo y compañía.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quiero agradecer a mi profesor guía Juan Carlos Muñoz por su constante apoyo, orientación y completa disposición a lo largo de esta investigación, a pesar de la distancia.

A mi profesor co-supervisor, Juan Carlos Ferrer, por hacerse cargo de mi trabajo durante la ausencia física de mi profesor guía y por su orientación en momentos claves de la investigación.

Al profesor Luis Ignacio Rizzi por su orientación y valiosas recomendaciones en una primera etapa así como al profesor, Louis de Grange, por su constante apoyo, su buena disposición y su fundamental participación en los aspectos metodológicos que se efectuaron a lo largo de la investigación.

A Mathías Klapp, por su apoyo y tiempo invertido a lo largo de mi investigación, así como por sus recomendaciones especialmente en la etapa inicial de ésta. A todo el equipo de SHIFT UC y a Sodimac S.A., quienes me brindaron su apoyo y facilitaron los datos necesarios para el desarrollo de este trabajo.

A todos los miembros del Departamento de Ingeniería de Transporte y Logística UC, profesores, administrativos y alumnos con quienes compartí gratos momentos a lo largo de toda la carrera.

INDICE GENERAL

Dedicatoria	i
Agradecimientos	ii
Resumen.....	v
Abstract	vi
1 Introducción	1
2 Antecedentes del Problema y Revisión Bibliográfica.....	4
2.1 Modelos a nivel de tienda.....	6
2.2 Modelo a nivel de distrito.....	8
3 Modelo Planteado.....	11
3.1 Modelo.....	11
3.2 Desarrollo del modelo	14
3.2.1 Primera Etapa: Aproximación.....	15
3.2.2 Segunda Etapa: Calibración del modelo original.....	16
4 Caso de estudio y Análisis de Resultados	17
4.1 Preprocesamiento de las Horas Hombre	18
4.2 Caso de Estudio	19
4.3 Medidas de Desempeño y Análisis de Validación	25
4.4 Aplicación del modelo a nivel de departamentos.....	27
4.5 Especificación del modelo.....	34
4.6 Aplicaciones Prácticas del Modelo	37
5 Conclusiones y Recomendaciones Futuras	42
Anexos	48
Anexo A. Metodología para formar las categorías para las variables de control .	49
Anexo B. Ejemplos de Categorización.....	51
Anexo C. Bases de datos disponibles	54
Anexo D. Determinación de las HH óptimas	58
Anexo E. Análisis de sensibilidad: requerimientos óptimos Versus margen operativo	59

INDICE DE TABLAS

Tabla 4.1: Parámetros Calibrados y Test “t”	21
Tabla 4.2: Datos relevantes de las tiendas a considerar	21
Tabla 4.3: Medidas de Desempeño Modelo Calibrado a Nivel de Tienda.	26
Tabla 4.4: Medidas de Desempeño Base Validación, Modelo Tienda.	27
Tabla 4.5: Valores de los parámetros, modelo a nivel de categoría de departamentos.	29
Tabla 4.6: Factor de Servicio para las Categorías de Tiendas	30
Tabla 4.7: MOC semanal; situación sin modelo versus situación con modelo.....	41
Tabla C.1: Número de datos disponibles por tienda y departamentos.....	55
Tabla E.1: Variación del MOC versus margen operacional	60

INDICE DE FIGURAS

Figura 4.1: Preprocesamiento de HH, Tienda 1	18
Figura 4.2: Transacciones por Hora Hombre durante el día a nivel de tienda.....	23
Figura 4.3: Autoservicio promedio durante el día nivel de tienda.	23
Figura 4.4: Evolución horaria de la elasticidad Horas Hombre –Transacciones a nivel de tienda.	24
Figura 4.5: Transacciones por Hora Hombre durante el día a nivel de departamentos.	31
Figura 4.6: Autoservicio promedio durante el día a nivel de departamentos.....	32
Figura 4.7: Evolución horaria de la elasticidad Horas Hombre –Transacciones a nivel de departamentos.....	33
Figura 4.8: Determinación de las HH óptimas, por hora.	38
Figura 4.9: Requerimiento óptimo de HH durante el día.....	39
Figura 4.10: Requerimientos de HH durante un día de semana.....	40
Figura 4.11: Requerimientos de HH durante un día de fin de semana.	40
Figura C.1: Ejemplo Base de Datos Provista por la Empresa.....	56
Figura C.2: Base de Datos Completa.	57
Figura E.1: Sensibilidad margen operacional - requerimientos de HH durante un día de semana.....	59
Figura E.2: Sensibilidad margen operacional - requerimientos de HH durante un día de fin de semana.....	60

RESUMEN

En la industria del *retail* de servicio asistido, se vuelve cada vez más importante conocer en forma detallada los efectos que tiene la fuerza laboral, el mayor costo variable que posee la industria, sobre el comportamiento de los clientes. En particular interesa determinar su productividad marginal que debiese ser fundamental en la determinación del número óptimo de trabajadores en la tienda y en su disposición en aquellos momentos y lugares en que más se justifican.

Para dar respuesta a esta interrogante, se formuló un modelo que relaciona las transacciones ocurridas en una tienda con el tamaño de la fuerza laboral, para un lapso de una hora. Este modelo contempla rendimientos decrecientes de la fuerza laboral e incluye una componente de autoservicio equivalente a la cantidad de transacciones que se observarían en ausencia de vendedores. Por otra parte la modelación incluye variables de control que permiten modelar los efectos estacionales que afectan tanto a la productividad de los trabajadores como al autoservicio.

Para comprobar la validez de esta metodología, se calibró el modelo para tres tiendas de una cadena de *retail*, obteniéndose valores razonables y estadísticamente significativos para los parámetros. Esta validación del modelo permitiría utilizarlo en fase predictiva para esos locales.

Habiendo comprobado la validez del modelo a nivel de tienda se calibró el modelo ahora para un nivel de agregación menor, representado por agrupaciones de departamentos con una identidad común. Los resultados a este nivel resultan satisfactorios, lo cual es altamente relevante debido a que es a nivel departamental al cual se realiza la asignación de turnos para tiendas de tamaño medio y grande. Los resultados de esta tesis debieran dar luces a las empresas de *retail* acerca de cómo manejar la localización de su fuerza laboral al interior de la tienda por departamento y por periodo horario.

ABSTRACT

In the industry of assisted *retail*, recognizing the effects of the labor force, which is the biggest variable cost of the industry, in the behavior of the consumer has become very important. Specifically, it is a matter of interest to determine the marginal productivity of the labor force, which should be a key factor in allocating the sales force inside a store when and where they are more needed.

Thus, an hourly based model relating ticket transactions to workforce size is formulated. This model recognizes decreasing marginal returns on labor and a self-service component equivalent to the number of transactions that would occur in the absence of any salesman inside the store. It also includes control variables which allow predicting seasonal effects on the workforce productivity and self service sales.

To validate this methodology, the model was estimated for three stores of a *retail* chain in Chile, obtaining reasonable and statistically meaningful parameters. This validation allows the use of this model for deciding the number of salesman to allocate in each period of the operation and the expected associated sales.

Having proved the validity of the model at the store level, the same model was estimated for a lower data aggregation level: groups of departments inside the store with a common identity. The results obtained at this new level of aggregation are also satisfactory, which is very relevant because it is at the department level at which the shift assignment is made for medium and large size stores. The results derived from this research should help the *retail* industry to allocate better their workforce inside the store considering departments and time periods.

1 INTRODUCCIÓN

Hoy en día, es cada vez más aceptado que la correcta gestión de la fuerza laboral juega un rol fundamental al momento de implementar una estrategia de negocios exitosa (Slater y Olson., 2000). Producto de la estrecha relación vendedor-cliente, la industria del *retail* es especialmente sensible a este elemento y por tanto varios trabajos se han dedicado a estudiar distintas dimensiones para una gestión exitosa de la fuerza de ventas. En las dimensiones más psicológicas, se encuentran estudios que abarcan desde el efecto del lenguaje que se utiliza en la atención al cliente (Schau *et. al.* ,2007) hasta las técnicas necesarias para que los vendedores mantengan la sanidad mental que les permita atender a clientes sin desgastarse en exceso (Babakus *et. al.*, 2009). Por otra parte, en las dimensiones más cuantitativas se tienen diversos avances que apuntan a la optimización de la fuerza laboral en cuanto a su localización, tamaño y productividad (Horsky y Nelson, 1996), siendo precisamente esta última área la que motiva el desarrollo de esta investigación.

A toda empresa de *retail* le interesa conocer la productividad marginal de su fuerza laboral de modo de determinar el número óptimo de trabajadores en la tienda y orientar su disposición en aquellos momentos y lugares en que más se justifican. El foco de esta investigación se encuentra en las funciones de trabajo en directa relación con el cliente durante su permanencia en los distintos departamentos de la tienda (esto excluye por ejemplo el personal de cajas o en funciones de reposición). Así, se desea comprender el efecto del tamaño de la fuerza laboral sobre las ventas de una tienda de *retail*, distinguiendo dentro de lo posible por distintos efectos estacionales y por distintos departamentos. Para responder esta pregunta se formularán modelos que expliquen la relación entre el número de trabajadores presentes en tienda en funciones de venta y el número de transacciones observadas. Estos modelos deberán presentar algunas características observadas en tiendas de *retail*:

- Deben contemplar algún grado de autoservicio. Es decir se observan transacciones aún habiendo muy pocos o ningún vendedor en función de atender clientes en tienda
- Deben ser no decrecientes. Si bien es posible imaginar un fenómeno de saturación, es razonable esperar que un mayor número de vendedores no reduzca el número de ventas.
- Deben tener pendiente decreciente. Es decir, el impacto de un vendedor adicional en tienda debiera ser decreciente a medida que el número de trabajadores aumenta.

Estas curvas de productividad debieran tener especial relevancia a la hora de optimizar el nivel de dotaciones presentes por departamento y por hora en una determinada tienda de *retail* pues la empresa debiera designar un número de vendedores tal que el ingreso marginal generado por un trabajador equivalga al costo marginal de contar con él.

En definitiva, el objetivo central de esta investigación consiste en modelar estas curvas de productividad y mostrar su validez para algunos casos de la industria del *retail*. Así, un objetivo secundario de esta investigación es calibrar estos modelos obteniendo resultados estadísticamente robustos y detectando factores que afectan la productividad o el autoservicio, sean éstos estacionales (e.g. hora del día, día de la semana, mes del año) o propios de la tienda. Este proceso permitirá determinar la productividad marginal de los trabajadores en distintos momentos de la operación de cada tienda y los niveles de autoservicio observados en ellas. Finalmente, interesa desagregar estos modelos a un nivel departamental de modo de entender las variaciones de los parámetros involucrados para cada departamento o grupos de departamentos. Esta desagregación resulta muy relevante pues es a este nivel al cual los trabajadores son asignados a horas de trabajo.

Como caso de estudio, se trabajó tres tiendas de *retail* de una misma cadena especializada en venta de artículos de hogar y construcción. En primera instancia se realizó el proceso de reconocimiento y recolección de datos a partir de las bases proporcionadas por la empresa. A partir de ellos se desarrolló un modelo general que permitiese explicar las transacciones en función de la fuerza laboral para cada una de ellas, incluyendo distintas variables de control, como las explicadas previamente.

Los sucesivos capítulos se organizan de la siguiente manera: en el Capítulo 2 se entregan los antecedentes generales de la investigación recabados mediante la revisión bibliográfica y la hipótesis y objetivos planteados para esta investigación. En el Capítulo 3 se describe el modelo planteado y la metodología a emplear. En el Capítulo 4, se presentan y analizan los resultados, incluyendo los parámetros obtenidos para los principales modelos calibrados, la validación de estos modelos y su impacto en las decisiones y en los beneficios de la empresa. Finalmente, en el capítulo 5, se exhiben las principales conclusiones obtenidas y recomendaciones para trabajos futuros.

2 ANTECEDENTES DEL PROBLEMA Y REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

El problema de la optimización de la fuerza laboral ha sido ampliamente estudiado debido a las implicancias que éste tiene sobre la rentabilidad de las empresas de *retail*. Esto es especialmente importante en el caso de las actividades denominadas de “servicio asistido” en que un cliente es usualmente asesorado por un vendedor durante su compra. Bard et. al. (2003) sostiene que una gestión eficiente de la fuerza laboral se ha convertido en una de las principales formas que tienen las empresas de servicio para mantener su competitividad en el mercado. De acuerdo a Horsky y Nelson (1996) existen tres factores claves para lograr una operación eficiente de la fuerza laboral: su tamaño, su localización (en tiempo y en espacio) y su productividad. El problema consiste en lograr niveles eficientes para cada uno de estos factores, entendiéndose por eficiencia a aquella combinación de factores que logren otorgar la mayor rentabilidad a la empresa.

En estudios anteriores (Fisher et. al., 2007) se ha afirmado que existe una relación entre el nivel de ventas y el tamaño de la fuerza laboral, cuya forma funcional representa una curva cóncava no-decreciente. Fisher *et. al* (2010) afirma que, aún cuando esta forma funcional parece obvia, a excepción de Fisher *et. al.* (2007), desconoce de investigaciones que estimen el aumento producido en las ventas por añadir una hora de fuerza laboral. Horsky y Nelson (1996) afirman que, “así como la publicidad afecta la compra de bienes de consumo, la fuerza laboral afecta la compra de los bienes industriales y comerciales, ya que informa a los potenciales clientes respecto de la existencia y atributos de un determinado bien producido o vendido por una firma”. Tradicionalmente se ha tratado este problema desde un punto de vista global o Macro, considerando los efectos agregados de una mayor fuerza laboral en las ventas a nivel de distritos donde tiene presencia una determinada empresa de *retail* (Horsky y Nelson, 1996; Ryans y Weinberg, 1979,1987). Este enfoque deja fuera la parte meso y micro, como son las relaciones de estas variables al interior de una tienda. Esto incluye la interacción de la fuerza laboral con el cliente, la cuál es

considerada por muchos como un punto de principal relevancia en este negocio. Reynolds y Beatty (1999) hacen hincapié en este punto, reconociendo que una buena relación vendedor-consumidor mejora el nivel de compras, la satisfacción, la fidelidad y el “boca en boca” acerca de la empresa. Incluso se reconoce que una buena calidad de servicio es percibida por los clientes como una mejora en la calidad de los productos (Sirohi *et. al.*, 1998). Lo anterior es avalado incluso mediante estudios cuantitativos los cuales han llegado a demostrar que, una buena política de servicio al cliente es capaz de aumentar de manera significativa el valor de la empresa de *retail* que la implementa (Gruca y Rego, 2005; Wiles, 2007).

En efecto, investigaciones anteriores avalan el hecho de que un mayor esfuerzo, por parte de los vendedores que interactúan con el cliente, puede llevar a un aumento significativo en la cantidad de ventas que se producen. Para lograr una mejora en dicho aspecto es posible implementar medidas que consideren incentivos para el personal vigente, tales como sistemas de cuotas (Darmon, 2001), o bien es posible aumentar el tamaño de la fuerza laboral en los momentos en que ésta se vuelve más productiva. Lam *et. al.* (1998) y posteriormente Kabak *et. al.* (2008), toman en consideración este punto a la hora de estimar una curva de respuesta de ventas en base al tamaño de la fuerza laboral y del tráfico de clientes que ingresan a una tienda de *retail*. La metodología desarrollada por ellos pretende optimizar el beneficio neto obtenido para la tienda, para cada hora del día, tomando en consideración los beneficios generados por las ventas realizadas y los costos provocados por el hecho de contar con un mayor personal disponible para atender. El objeto de estudio de esta tesis consiste en analizar con mayor profundidad este problema, proponiendo un nuevo modelo de respuesta de ventas, por hora, para toda la tienda y posteriormente intentando replicar los resultados de éste a nivel de departamentos o de categorías de departamentos al interior de ella.

Por otra parte, Rangaswamy *et. al.*, (1990) reconoce también, la presencia de un cierto nivel de autoservicio en cuanto a la compra de productos se refiere. Esto quiere

decir que, aún cuando no se ponga esfuerzo alguno en motivar una venta, ésta podrá hacerse efectiva debido a la capacidad de autoservicio que tiene cada cliente. Lusch *et. al.* (2007), hace referencia a la implementación de planes de capacitación para el consumidor, que le permitan aumentar su nivel de experticia acerca de los productos que la empresa de *retail* ofrece y así mejorar su capacidad de autoservicio. De esto se deriva el segundo de los objetivos de esta tesis, el cual consiste en determinar cuál es ese nivel de autoservicio y separar su efecto del de la fuerza laboral en el modelo de respuesta de ventas descrito anteriormente.

Finalmente, debido a las características fluctuantes de la demanda, es lógico que las empresas de *retail* requieran que su fuerza laboral sea capaz de adaptarse a dichas fluctuaciones. Para ello se requieren mejoras en la productividad de los trabajadores así como también aumentos de personal que ayuden a paliar los peaks de demanda (Anderson P., 1993; Chu. C. y Zang G., 2003). En esta investigación se propone considerar, en el modelo a desarrollar, la posibilidad de contar con una productividad heterogénea a lo largo del tiempo. Esto quiere decir, que la productividad de la fuerza laboral se ve afectada durante el transcurso de las horas del día, los días de la semana y los meses del año.

En particular, de la revisión de la literatura anterior destacan dos tipos de trabajos. Esto debido a que sus autores plantean metodologías interesantes para modelar las ventas en función de la fuerza laboral para el negocio del *retail*. Así, parece interesante realizar un análisis más profundo de los modelos utilizados por estos autores y destacar las diferencias con la metodología a desarrollar en este trabajo.

2.1 Modelos a nivel de tienda

El modelo planteado por Lam *et. al.* (1998) y luego mejorado por Kabak *et. al.* (2008), encuentra el número óptimo de vendedores requeridos por hora, de manera

de maximizar las ganancias netas de la tienda. Para lograr lo anterior se construye la siguiente función que relaciona y pronostica el ingreso por ventas de la tienda en función del tráfico en tienda, el período, el efecto de un eventual descuento a nivel general de los precios en la tienda y la cantidad de personal disponible:

$$S_t = \alpha * N_t^\beta e^{i*\gamma/l_t}$$

donde S_t son las ventas totales, α es un parámetro que refleja el potencial de las ventas, N_t es el tráfico de la tienda, β es una elasticidad que refleja el hecho que a mayor tráfico, menor es el tiempo de interacción y mayor el tiempo de espera, y por tanto, menor tasa de compra y menores ventas por transacción. Por último l_t es el número de vendedores.

Cabe destacar que el modelo considera que las ventas totales de la tienda están relacionadas positivamente con el número de trabajadores. Sin embargo, esta relación tiene un límite superior, ya que el número de potenciales transacciones está limitado por el tráfico en la tienda. Este límite superior está reflejado por el parámetro γ , el cual es negativo.

Además el modelo toma en cuenta el hecho de que al haber descuentos, los clientes tienen una mayor disposición a comprar y necesitan menos ayuda, y por tanto, el efecto del número de vendedores sobre las ventas disminuye al haber descuentos. Este impacto está representado por i , que es el precio promedio (toma el valor de 0,9 si hay un descuento de 10%).

En términos generales, el modelo anterior es bastante completo. El problema es que dada la realidad de muchos países en desarrollo, no es factible obtener los datos necesarios para calibrarlo. Además, al ser la forma funcional de carácter exponencial,

se tiene que dicha función decrecerá fuertemente a partir de un pequeño aumento en las horas hombre. Finalmente, aún cuando tiene mucho sentido acotar superiormente las ventas mediante el tráfico en la tienda, se cree que un modelo sin dicha cota podría aportar en situaciones de cambios repentinos en la demanda.

Por otra parte, este modelo no contempla un nivel de autoservicio y no controla por factores estacionales. Se tiene además, que el nivel de agregación considerado para su calibración son las tiendas de un *retail*. En esta tesis se considerará tanto el autoservicio como los factores estacionales, utilizando en primera instancia una agregación a nivel de tienda para luego descender hasta el nivel de grupos de departamentos al interior de ésta.

2.2 Modelo a nivel de distrito

Al igual que en los trabajos anteriores, Horsky y Nelson (1996) proponen que existe una relación entre ventas y el tamaño de la fuerza laboral. Sin embargo ellos plantean que los modelos basados en series de tiempo usados hasta ese momento para medir la efectividad de la publicidad no son adecuados porque existe poca variación de la fuerza laboral en el tiempo. Así, ellos sugieren emplear modelos con datos de panel.

Su principal propuesta consiste en un modelo para explicar las ventas de un distrito o región geográfica en donde tenga presencia un determinado *retail*. Se trata de un modelo potencial o multiplicativo el cual, a través de una transformación logarítmica, deriva en un modelo lineal que tiene una simple solución analítica.

Así, para un distrito, se argumenta que la función de ventas será de la forma:

$$Sales_i = (POTEN_i)(SPEOP_i)^\gamma$$

$$POTEN_i = (LCUST_i)^{\beta_1}(PROSP_i)^{\beta_2}(COMPT_i)^{\beta_3}$$

Combinando ambos:

$$Sales_i = e^\alpha (LCUST_i)^{\beta_1} (PROSP_i)^{\beta_2} (COMPT_i)^{\beta_3} (SPEOP_i)^\gamma$$

Donde:

SALES_i: Las ventas del distrito i.

POTEN_i: Las ventas potenciales, es decir, aquellos consumidores que no han comprado nunca y se captan por primera vez como clientes.

LCUST_i: Se asocian a las ventas realizadas en el período anterior, que pretenden reflejar en alguna medida, el efecto de los consumidores ya fidelizados que vuelven a realizar su compra.

PROSP_i: Es el tamaño de los prospectos a comprar. Son consumidores que están en el mercado por primera vez.

COMPT_i: La “actividad de la competencia” en el distrito.

SPEOP_i: Es el número de vendedores asignados al distrito.

e^α : Es una constante.

Signos y magnitudes esperadas:

$\beta_1, \beta_2 > 0$. Expresan la elasticidad, tanto del número de clientes antiguos como de nuevos prospectos, sobre las ventas.

$\beta_3 < 0$. Ya que mayor competencia hace más difícil las ventas de la firma.

$0 < \gamma < 1$. Este es un factor que indica cuánto afecta el tamaño de la fuerza laboral en las ventas. Se asumen curvas marginalmente decrecientes.

Contratar personal más capacitado o dar más incentivos se verá reflejado en el aumento de uno o de una combinación de los parámetros antes mencionados.

Este modelo parece ser interesante para determinar la respuesta de ventas a nivel de distrito. En esta tesis, se propone tomar las características funcionales de este modelo (modelo potencial) para modelar este efecto, en primera instancia a nivel de tiendas, y posteriormente a nivel de departamentos o subgrupos de departamentos. Además, se desea considerar que el número de ventas no es nulo al no contar con personal para atender. Este efecto puede omitirse a nivel de distritos pero empieza a ser más relevante a nivel de tiendas o departamentos al interior de éstas. Finalmente se controlará por factores estacionales, los cuales afectarán tanto el desempeño de los trabajadores como el autoservicio al interior de la tienda.

3 MODELO PLANTEADO

En el presente capítulo se abordará el problema de modelar una función que prediga las ventas a partir de las horas hombre en la tienda en una hora determinada satisfaciendo los requerimientos descritos en el primer capítulo y desprendidos de la literatura.

Se desea formular un modelo de respuesta de ventas a partir del tamaño de la fuerza laboral presente en una tienda y posteriormente en un departamento o en un grupo de éstos.

Cabe destacar que existe una amplia teoría respecto del efecto que tiene la incorporación de un mayor número de Horas Hombre (HH) sobre el nivel de ventas. Resulta claro que cuando el número de vendedores aumenta, menos consumidores se retirarán de la tienda sin haber sido atendidos. Wernerfelt (1994) destaca el hecho de que al aumentar el número de vendedores disponibles en una tienda, aumenta también el tiempo que tiene cada uno de ellos para interactuar con el cliente y así atender sus necesidades ofreciéndole productos disponibles en la tienda. Lo anterior, incrementa la tasa de compras, así como también las ventas por transacción (Dhebar *et.al.*, 1987). Por todo lo anterior, las ventas y las transacciones al interior de una tienda debiesen estar ambas correlacionadas positivamente con el número de Horas Hombre disponibles. Lo mismo debiese ocurrir para un subconjunto de departamentos al interior de ésta, ya que podría considerarse a dicha agrupación como una tienda más pequeña.

3.1 Modelo

En general, las ventas totales de la tienda pueden clasificarse en “servidas” y “no servidas”.

$$V_{Totales} = V_{servidas} + V_{no\ servidas}$$

Se propone un modelo que explique ambos tipos de ventas indistintamente pues usualmente es muy difícil recoger datos que distingan entre ventas de uno u otro tipo.

En vista de lo anterior, y tomando en cuenta la forma funcional utilizada por Horsky y Nelson (1996) para un modelo de similares características a nivel agregado, se plantea el siguiente modelo para explicar el efecto que tiene el número de trabajadores dedicado a ventas al interior de la tienda en las ventas totales, y en donde se reconoce la presencia de un nivel de ventas constante producto de autoservicio¹ (independiente del nivel de trabajadores).

$$V_h = \alpha + \beta * HH_h^\gamma + \mu_h \quad (3.1)$$

$$\mu_h \sim N(0, \sigma_h^2)$$

En donde:

h : Corresponde a una hora cualquiera en que opera la tienda del *retail* analizado².

V_h : Representa el ingreso total por concepto de ventas realizadas en la hora h .

HH_h : Horas Hombre; queda definido por la cantidad de trabajadores realizando su turno (atendiendo en los pasillos de la tienda) en la hora h .

Y en que α , β y γ son los parámetros a calibrar. En el caso de α y γ , éstos tienen un significado muy claro:

¹ Se define como la cantidad de ventas que se realizarían ante la ausencia de vendedores.

² Para efectos del modelo, inicialmente todas las horas son consideradas como mediciones independientes. Posteriormente se controlará por dummies para integrar ese efecto estacional sobre las ventas.

α : representa al número de ventas auto-servidas que ocurrirían en ausencia de personal de ventas en la tienda.

γ : representa la sensibilidad sobre las ventas servidas. Es decir, la elasticidad sobre las ventas excluyendo el autoservicio.

Por otra parte, Chu. C. y Zang G., 2003 incorporan a su modelo variables de control que explican el efecto de la estacionalidad presente en la demanda propia de un *retail*, a través de variables dummy. Si bien, este estudio fue realizado para modelos de series de tiempo, es posible incluir este tipo de variables en modelos basados en datos de sección longitudinal. Luego, parece razonable inicialmente utilizar tres tipos de estacionalidades³, las cuales están asociadas a la hora del día, el día de la semana y el mes del año. Así, se propone incluir diversas variables de control, que permitan acoger estas estacionalidades tanto en el nivel de autoservicio como en la productividad de los trabajadores y mejorar su capacidad predictiva.

De este modo se propone la siguiente estructura para los parámetros α y γ del modelo (3.1):

$$\alpha = \alpha_0 D_{s_0 h} D_{d_0 h} D_{m_0 h} + \sum_{s \neq s_0} \alpha_s D_{sh} + \sum_{d \neq d_0} \alpha_d D_{dh} + \sum_{m \neq m_0} \alpha_m D_{mh} \quad (3.2)$$

$$\gamma = \gamma_0 D_{s_0 h} D_{d_0 h} D_{m_0 h} + \sum_{s \neq s_0} \gamma_s D_{sh} + \sum_{d \neq d_0} \gamma_d D_{dh} + \sum_{m \neq m_0} \gamma_m D_{mh} \quad (3.3)$$

donde,

s : Número de categorías asociadas a días de la semana,

d : Número de categorías asociadas a horas del día,

m : Número de categorías asociadas a meses del año.

Para todas las clasificaciones en categorías se deja una de ellas como base (s_0 , d_0 , m_0), para representar el valor de α_0 y γ_0 . De esta manera, cuando todas las dummies

³ Para un mayor detalle acerca de la formación de las categorías, ver anexo A.

se encuentren en su valor nulo, la categoría base quedará representada por los parámetros α_0 y γ_0 .

Finalmente, a partir de las ecuaciones (3.1), (3.2) y (3.3) se obtiene el siguiente modelo⁴:

$$V_h = \alpha_0 D_{s_0 h} D_{d_0 h} D_{m_0 h} + \sum_{s \neq s_0} \alpha_s D_{s h} + \sum_{d \neq d_0} \alpha_d D_{d h} + \sum_{m \neq m_0} \alpha_m D_{m h} + \beta * HH_h^{\gamma_0 D_{s_0 h} D_{d_0 h} D_{m_0 h} + \sum_{s \neq s_0} \gamma_s D_{s h} + \sum_{d \neq d_0} \gamma_d D_{d h} + \sum_{m \neq m_0} \gamma_m D_{m h}} + \mu_h \quad (3.4)$$

Es importante notar que, definiendo γ_h como el resultado de la combinación de dummies anteriormente descritas, se espera que éste sea positivo y menor que uno para todos los valores de h . Así, dada la especificación del modelo propuesto, es necesario entonces que todos los γ_s , γ_d y γ_m tengan valores positivos y menores a uno y que sus distintas combinaciones aditivas no superen el valor de 1 (evidenciando la presencia de rendimientos decrecientes a escala en el factor productivo Horas-Hombre). Un comportamiento similar se espera para los parámetros α_h (definido también como el resultante de la combinación de las dummies), el cual debe ser positivo y por ende α_s , α_d y α_m deben ser también mayores que 0.

3.2 Desarrollo del modelo

El modelo propuesto en la expresión 3.4 corresponde a una especificación no-lineal. Para estimarlo, existen diversas técnicas y criterios. En este trabajo, se propone utilizar un criterio para especificar la no linealidad del modelo en base a una calibración en dos etapas. En particular, se busca determinar en primera instancia cómo se comporta un modelo más simple, que considere implícitamente el nivel de

⁴ En el anexo B se muestran algunos ejemplos de cómo quedan representadas las categorías por las dummies en el modelo.

autoservicio, pero que contemple la productividad de un trabajador según factores horarios y/o estacionales. A su vez, el modelo anterior funciona como una herramienta o criterio para especificar la no linealidad del modelo otorgando una aproximación o punto de partida muy cercano al óptimo para la calibración del modelo original. Una vez obtenida la información anterior, ésta es utilizada para el modelo original, cuya solución analítica se desconoce, que incluye como objetivo determinar de manera conjunta el nivel de autoservicio y la influencia de contar con venta asistida en el número de ventas que se llevan a cabo en la tienda. Este último modelo sería el que se debería utilizar posteriormente para una fase predictiva. En la sección 3.2.1 y 3.2.2, se describe el desarrollo de ambas etapas de manera detallada.

3.2.1 Primera Etapa: Aproximación

Se asume en primera instancia que el autoservicio se encuentra implícito dentro del efecto que tienen las Horas-Hombre en las ventas de la tienda.

Para ello se recurre a un modelo de la forma:

$$V_h = \theta * HH_h^{\gamma_0 * D_{s_0h} D_{d_0h} D_{m_0h} + \sum_{s \neq s_0} \gamma_s D_{sh} + \sum_{d \neq d_0} \gamma_d D_{dh} + \sum_{m \neq m_0} \gamma_m D_{mh}} * e^\varepsilon \quad (3.5)$$

Este modelo tiene solución analítica muy simple, la cual consiste en aplicar una transformación logarítmica como se muestra a continuación:

$$\ln(V_h) = \ln(\theta) + (\gamma_0 D_{s_0h} D_{d_0h} D_{m_0h} + \sum_{s \neq s_0} \gamma_s D_{sh} + \sum_{d \neq d_0} \gamma_d D_{dh} + \sum_{m \neq m_0} \gamma_m D_{mh}) * \ln(HH_h) \quad (3.6)$$

donde la calibración de sus parámetros es simple mediante regresión lineal.

Aún cuando esta etapa es utilizada como medida de aproximación para los parámetros de mejor ajuste del modelo no lineal, es importante que dichos

parámetros cumplan con los supuestos requeridos por el modelo original. En este caso se requiere que el modelo presente rendimientos decrecientes en todo el dominio de la función calibrada. Esto implica:

$$0 \leq \gamma_h \leq 1 \quad \forall h$$

A partir de la derivación anterior ya es posible obtener un modelo útil que permita determinar la productividad marginal de una Hora-Hombre adicional a nivel de la tienda. Con este resultado es posible volver al modelo original de modo de estimar el nivel de autoservicio como función de las mismas estacionalidades.

3.2.2 Segunda Etapa: Calibración del modelo original

Utilizando los valores de los parámetros obtenidos mediante la etapa anterior se calibra la siguiente versión simplificada del modelo original:

$$V_h = \alpha_0 D_{s_0 h} D_{d_0 h} D_{m_0 h} + \sum_{s \neq s_0} \alpha_s D_{s h} + \sum_{d \neq d_0} \alpha_d D_{d h} + \sum_{m \neq m_0} \alpha_m D_{m h} + \beta * HH_h \bar{\gamma} + \mu_h \quad (3.7)$$

donde:

- $\bar{\gamma}$, representa la sensibilidad entre el número de ventas y las Horas-Hombre disponibles en la tienda para la hora h , obtenida de acuerdo a la calibración del modelo 3.2.

Esta etapa debe cumplir con el siguiente supuesto:

- $\alpha_h \geq 0; \beta \geq 0, \forall h$

4 CASO DE ESTUDIO Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

Para poder validar los modelos anteriormente propuestos se utilizó información proveniente de una empresa de *retail* ubicada en Chile, que se especializa en venta de artículos de hogar y construcción. Esta empresa cuenta con un sistema de bases de datos que lleva registro de las principales variables a utilizar en el modelo planteado en este trabajo, como son: las ventas, las transacciones y las horas-hombre para cada hora, tanto a nivel de tienda como de departamento. La empresa ha dispuesto información para tres tiendas de la cadena y desagregadas para sus respectivos departamentos. Se cuenta con datos a nivel de hora del día, para todos los días de los meses comprendidos entre Enero de 2008 y Febrero de 2010. La composición de la base de datos recibida se detalla en el anexo C de este documento.

De la información provista por la empresa se observó que los datos correspondientes a las ventas presentaban algunos problemas que impedirían su uso en la alimentación del modelo propuesto. Éstas estaban dadas por los retornos de productos a la tienda (contabilizados como ingresos negativos) los que no estaban separados de las ventas generando una distorsión significativa de los datos (llegando incluso a hacer negativo el registro de ventas totales en algunas horas). Además se incluían en estos datos ventas de carácter industrial, las cuales al ser de magnitud significativamente superior, causaba distorsiones significativas en el indicador de ventas. Por estas razones se optó por calibrar los modelos utilizando como variable dependiente el número de transacciones observadas (ya que no poseen dichas distorsiones) en vez de las ventas. El modelo planteado debiera representar fielmente el efecto buscado, ya que las transacciones y las ventas poseen una alta correlación (Fisher *et. al.*, 2007).

Por otra parte, se tiene que el registro de Horas-Hombre presentes en una tienda no distingue entre trabajadores dedicados a la atención a clientes de aquéllos dedicados a otras labores operacionales o administrativas. Así, será necesario preprocesar esta

información estimando qué parte de estas horas-hombre están efectivamente dedicadas a la atención a clientes. Este procedimiento se detalla en la sección 4.1.

4.1 Preprocesamiento de las Horas Hombre

El registro de Horas-Hombre entregado por la empresa ($HH_{inicial}$), considera tanto al personal que realiza actividades relacionadas con la venta de productos y atención al cliente, como a los que sólo realizan labores operacionales. Por ello se recurrió a un análisis previo en donde se desprende cuántas Horas Hombre son operacionales, para luego restar este valor al total de $HH_{inicial}$ y así calibrar el modelo sin ellas.

A modo de ejemplo se presenta la figura 4.1 en donde se muestra que, en un comienzo las TRX no se ven afectadas por las Horas Hombre, sino que es alrededor de la $HH=20$ en donde el efecto buscado es más claro.

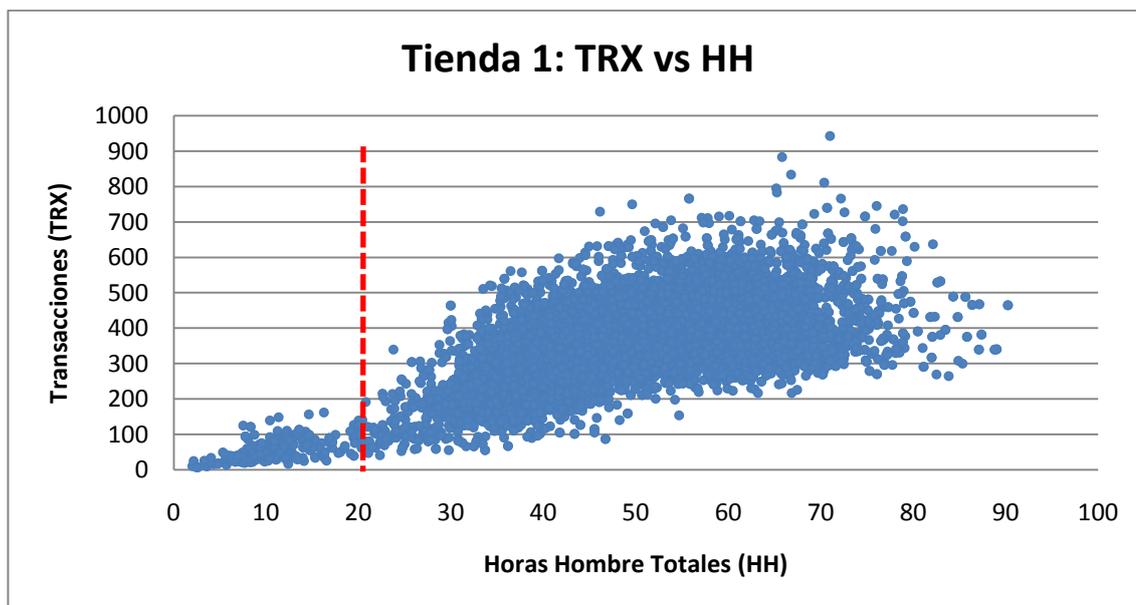


Figura 4.1: Preprocesamiento de HH, Tienda 1.

A raíz de lo anterior, se realizó la calibración del modelo propuesto en la ecuación 3.4 tomando en cuenta sólo las Horas Hombre dedicadas exclusivamente a ventas. Para ello se consideraron como HH sólo a las Horas Hombre que estuviesen por sobre el umbral de las Horas Hombre operacionales, el cual fue determinado gráficamente (como el punto de inflexión en donde la curva pasa de ser cuasi-constante a poseer rendimientos decrecientes). Para cada una de las tiendas este punto coincide aproximadamente con el valor estimado por la empresa para el número de Horas Hombre necesarias para realizar labores operacionales. Finalmente dicho punto fue validado estadísticamente pues los modelos estimados para los datos resultantes presentan un mejor ajuste que para otros puntos en su vecindad. A modo de ejemplo, para la tienda 1 de la figura D.1, se tomó $HH_{operacionales} = 20$ como umbral de labores operacionales, calibrando el modelo de la ecuación 3.4 con la variable HH redefinida como $HH = HH_{inicial} - HH_{operacionales}$, obteniéndose un mejor ajuste que para valores en su vecindad ($HH_{operacionales} = 18, 19, 21, 22$).

4.2 Caso de Estudio

En primera instancia, se analizaron las tres tiendas pertenecientes a la cadena de *retail*. Mediante los datos recabados se calibró el modelo propuesto en la sección 3.2.2 para cada una de ellas (pero considerando transacciones en vez de ventas). Luego mediante el método backward se fueron colapsando categorías hasta llegar al modelo presentado en la ecuación (4.1).

$$\begin{aligned}
 TRX_h &= \alpha_0 D_{0h}^s D_{0h}^d D_{0h}^m + \alpha_1 D_{1h}^s + \alpha_2 D_{1h}^d + \alpha_3 D_{2h}^d + \alpha_4 D_{3h}^d + \alpha_5 D_{4h}^d + \alpha_6 D_{5h}^d + \alpha_7 D_{6h}^d \quad (4.1) \\
 &\quad + \alpha_8 D_{1h}^m + \beta * HH_h \gamma^* + \mu \\
 \gamma^* &= \gamma_0 D_{0h}^s D_{0h}^d D_{0h}^m + \gamma_1 D_{1h}^s + \gamma_2 D_{1h}^d + \gamma_3 D_{2h}^d + \gamma_4 D_{3h}^d + \gamma_5 D_{4h}^d + \gamma_6 D_{5h}^d + \gamma_7 D_{6h}^d \\
 &\quad + \gamma_8 D_{1h}^m
 \end{aligned}$$

donde,

TRX_h : Representa el número de transacciones realizadas en la hora h , esto es, el número de personas que efectivamente compró al menos un producto en alguno de los departamentos de la tienda

D_{0h}^s : Toma el valor 1 si la hora h pertenece a un día de semana (Lunes a Viernes) y 0 si no.

D_{0h}^d : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario entre las 9-10 hrs. y 0 si no.

D_{0h}^m : Toma el valor 1 si la hora h pertenece a los meses comprendidos entre Abril y Noviembre.

D_{1h}^s : Toma el valor 1 si la hora h pertenece a un día de fin de semana (sábado o domingo) y 0 si no.

D_{jh}^d : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario j y 0 si no. ($j \in \{10:00-12:00; 12:00-14:00; 14:00-16:00; 16:00-18:00; 18:00-20:00; 20:00-22:00;\}$)

D_{1h}^m : Toma el valor 1 si la hora h pertenece a los meses de verano (Diciembre, Enero, Febrero y Marzo) y 0 si no.

Por construcción debe cumplirse que para toda hora h :

$$D_{0h}^s + D_{1h}^s = 1$$

$$D_{0h}^d + D_{1h}^d + D_{2h}^d + D_{3h}^d + D_{4h}^d + D_{5h}^d + D_{6h}^d = 1$$

$$D_{0h}^m + D_{1h}^m = 1$$

Los valores obtenidos para los parámetros, mediante el uso de la metodología descrita en la sección 3.2, se describen en la tabla 4.1, junto con sus respectivos test “t”. Es interesante observar que todos los parámetros cumplen con el signo y magnitud esperado para ellos y que su significancia estadística es muy alta (superior al 99%).

Parámetros	Tienda 1		Tienda 2		Tienda 3	
	Valor	Test t	Valor	Test t	Valor	Test t
α_0	27,21	5,28	54,02	5,21	58,67	5,21
β	131,14	45,84	97,46	32,38	211,33	32,38
α_1	16,72	7,55	32,62	19,58	69,52	19,58
α_2	47,08	8,20	112,23	22,90	106,19	22,90
α_3	59,15	8,58	167,41	24,82	147,72	24,82
α_4	47,70	7,89	124,71	22,36	99,54	22,36
α_5	57,59	7,97	152,42	23,78	111,32	23,78
α_6	54,79	8,10	176,64	24,53	127,28	24,53
α_7	48,34	9,45	137,55	29,64	118,04	29,64
α_8	8,92	4,79	37,08	10,79	17,86	10,79
γ_0	0,05	7,31	0,08	9,05	0,04	9,05
γ_1	0,06	38,91	0,04	17,70	0,12	17,70
γ_2	0,21	56,58	0,33	64,37	0,22	64,37
γ_3	0,24	70,10	0,39	73,03	0,25	73,03
γ_4	0,20	58,74	0,34	60,94	0,18	60,94
γ_5	0,24	73,20	0,35	67,37	0,20	67,37
γ_6	0,25	68,77	0,41	72,93	0,25	72,93
γ_7	0,20	45,09	0,39	43,80	0,26	43,80
γ_8	0,05	31,13	0,07	24,86	0,05	24,86

Tabla 4.1: Parámetros Calibrados y Test “t”.

Para poder interpretar estos resultados la tabla 4.2 presenta los promedios por hora para las transacciones y las Horas-Hombre presentes en cada tienda, así como también el cociente entre ambos al que se denominará factor de servicio.

	Tienda 1	Tienda 2	Tienda 3
Trx	358,83	493,22	668,87
HH	53,18	42,71	61,37
Factor de servicio (HH/Trx)	0,148	0,087	0,092

Tabla 4.2: Datos relevantes de las tiendas a considerar.

Los valores corresponden al promedio del dato respectivo para cada tienda.

A partir de la tabla 4.1 y en la tabla 4.2, es posible observar elementos que ayudan a confirmar que la calibración del modelo es precisa y a interpretar sus resultados. Por ejemplo el autoservicio, representado por los parámetros α_i , es sistemáticamente mayor en la tienda 2 que en la tienda 1. Esto es esperable si se considera que por una parte la tienda 2 tiene en promedio un mayor número de transacciones que la tienda 1, lo cual es fácil de asociar directamente con el nivel de afluencia de público que tiene cada una de ellas, mientras por otra parte el número de horas hombre promedio es menor en la tienda 2 que en la tienda 1, derivando entonces en una menor capacidad de atención promedio (representada por el factor de atención). Así, no resulta sorprendente que el nivel de autoservicio en la tienda 2 sea mayor. Sin embargo, si se intenta realizar la misma comparación entre la tienda 3 y la tienda 2, se observará que los parámetros de autoservicio obtenidos son bastante similares siendo incluso un poco mayores los de esta última tienda. Esto se debe a que el factor de atención de la tienda 3 es ligeramente superior al de la tienda 2.

Para reforzar el argumento anterior se presentan las figuras 4.2 y 4.3, en donde se observa que efectivamente hay una relación inequívoca entre la cantidad de transacciones por hora hombre (inverso del factor de servicio) y el nivel de autoservicio. En este caso un aumento de las transacciones por hora hombre está asociado a un mayor número de requerimientos que no podrán ser atendidos (disminuye el factor de servicio) y por lo tanto a un mayor autoservicio.

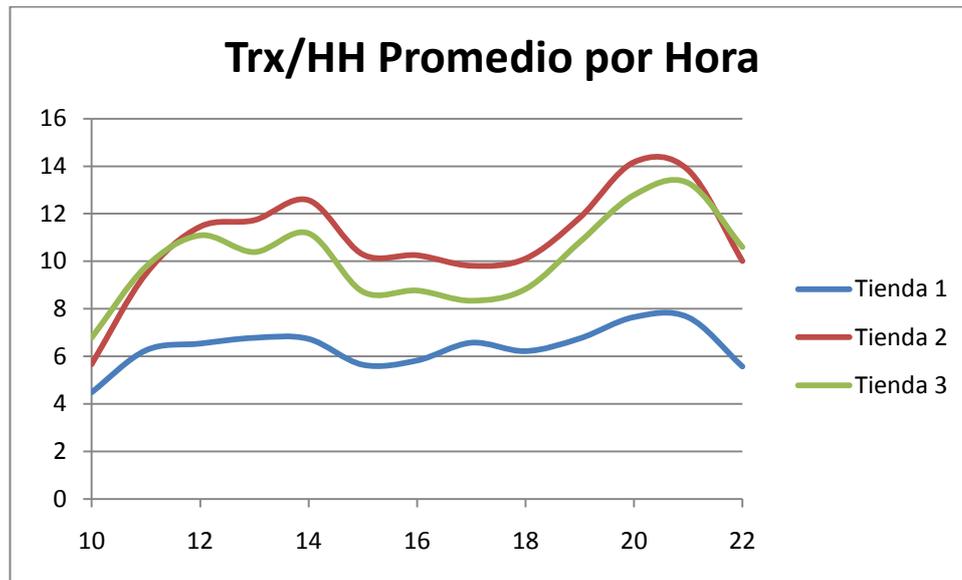


Figura 4.2: Transacciones por Hora Hombre durante el día a nivel de tienda.

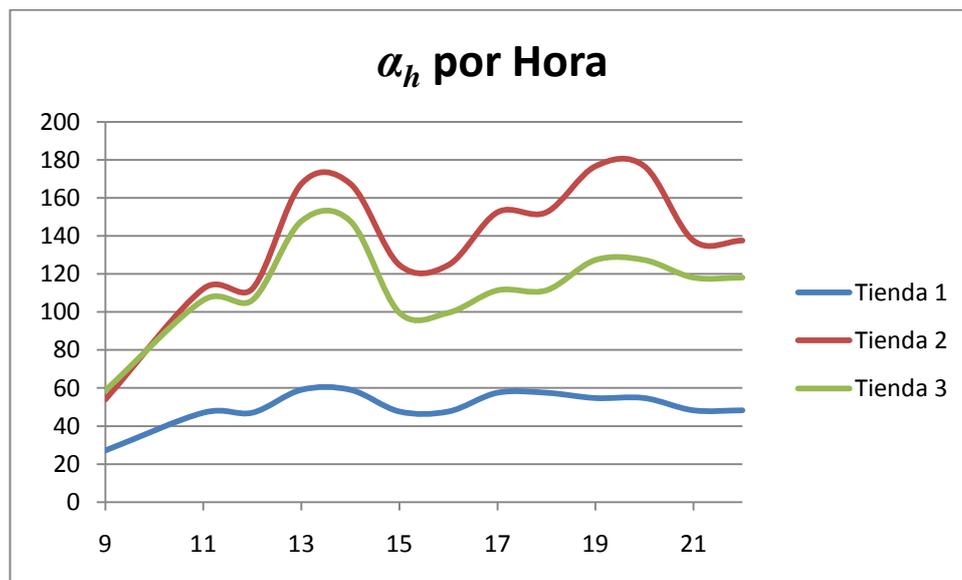


Figura 4.3: Autoservicio promedio durante el día nivel de tienda.

Por otra parte se plantea que el tráfico de clientes al interior de la tienda explica una buena parte de las estacionalidades incorporadas en los modelos. Se observa que tanto el nivel de autoservicio (α_h), como la productividad (γ_h), se ven afectados de manera similar por las horas del día (ver las Figura 4.3 y 4.4 respectivamente), siendo esta forma a su vez bastante particular. Lo anterior consiste en un aumento

progresivo desde las horas cercanas a la apertura hasta las 14:00 en los parámetros asociados a estos factores, seguido de una disminución en ellos entre las 14:00 y las 16:00 horas, para luego volver a incrementarse entre las 16:00 y las 20:00 y finalmente decaer en las horas cercanas al cierre de la tienda⁵. Esto resulta concordante con el patrón que describe la afluencia de público a las tiendas, tanto para las horas pick como para la baja en los requerimientos en el horario de almuerzo. Esta misma similitud entre la afluencia y los resultados de nuestro modelo se observan tanto para las diferencias entre días de semana y fines de semana como para los meses de verano versus los del resto del año. Así, parece claro que el flujo de clientes al interior de la tienda es una importante fuente de información que sería importante incorporar en los modelos planteados en esta tesis. Lamentablemente la empresa no cuenta con datos empíricos sino sólo con percepciones subjetivas de parte de los administradores de las tiendas por lo que no ha sido posible hacerlo, pero sería muy interesante incorporar esta variable en el modelo en alguna investigación futura dentro de este rubro.



Figura 4.4: Evolución horaria de la elasticidad Horas Hombre –Transacciones a nivel de tienda.

⁵ Se considera como horario de atención de la tienda desde las 9am.-10pm.

Por otra parte, en la Figura 4.4 se observa que la elasticidad hora hombre – transacción por sobre el autoservicio (dada por γ_h) es mayor en la tienda 2 que en las demás, es decir, el modelo sugiere que agregar una hora hombre más en la segunda tienda reportaría un mayor número de transacciones que si se realiza dicho aumento de personal en cualquiera de las otras dos tiendas.

A partir de los resultados anteriores, se puede observar que efectivamente se cumplen los supuestos planteados para el modelo y que a su vez los valores obtenidos para los parámetros calibrados concuerdan con un marco lógico. Además, al ser éste un modelo consistente con la teoría para la totalidad de las tiendas en las que se probó su desempeño, es razonable suponer que dicho análisis será extensible para todo el negocio del *retail*, o al menos para esta empresa.

4.3 Medidas de Desempeño y Análisis de Validación

Para analizar el desempeño de los modelos, medido en cuanto a su capacidad predictiva, se utilizaron dos medidas de error generales. Estas son, la “Mean Absolute Percentage Error” (MAPE) y una variante de ésta a la que se le llamará “Weighted Absolute Percentage Error” (WAPE), en donde se pesan los errores de las predicciones en cada hora por el número de transacciones predichas dando mayor relevancia a los errores en la estimación durante periodos de alto número de transacciones. Es importante notar que no existe un estándar universal en cuanto a qué medida de comparación utilizar para todas las situaciones que impliquen probar la capacidad de predicción de un modelo, por lo que es necesario utilizar más de un criterio para entregar una valoración exhaustiva de ellos (Chu C. y Zang G., 2003). El cálculo de las medidas de desempeño utilizadas se presenta en las ecuaciones 4.2 y 4.3.

MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_i \frac{(Y_i - \hat{Y}_i)}{Y_i} \quad (4.2)$$

WAPE:

$$WAPE = \sum_i \frac{(Y_i - \hat{Y}_i)}{Y_i} \frac{Y_i}{\sum_j Y_j} = \sum_i \frac{(Y_i - \hat{Y}_i)}{\sum_j Y_j} \quad (4.3)$$

En donde el WAPE colapsa al MAPE si se consideran todos los pesos $\frac{Y_i}{\sum_j Y_j}$ como iguales.

Los valores obtenidos para las medidas de desempeño anteriormente descritas se muestran en la tabla 4.3.

	Tienda 1	Tienda 2	Tienda 3
MAPE	16,96%	17,58%	17,72%
WAPE	14,95%	14,92%	16,20%

Tabla 4.3: Medidas de Desempeño Modelo Calibrado a Nivel de Tienda.

La interpretación de estos valores es sencilla, ya que éstos representan el porcentaje de las transacciones que no son explicados por las variables utilizadas en el modelo.

Finalmente, para poder establecer la validez del modelo en un contexto de datos ajeno al empleado para calibrarlo, se procedió a probar su capacidad explicativa con un conjunto de datos que no fue utilizado para su calibración. Así, se utilizó una muestra de validación correspondiente a 1000 datos (cada dato corresponde a las transacciones efectuadas y las horas hombre presentes en una hora de un día y mes específicos) para cada tienda, obtenidos de forma aleatoria a partir de la muestra original siendo excluidos a priori de ésta. A continuación se calculó los estimadores

de error MAPE y WAPE para el modelo en fase predictiva para los datos de esta muestra. Los resultados se presentan en la tabla 4.4.

	Tienda 1	Tienda 2	Tienda 3
MAPE	18,95%	21,92%	22,26%
WAPE	16,34%	17,09%	19,00%

Tabla 4.4: Medidas de Desempeño Base Validación, Modelo Tienda.

Se observa que los valores de los indicadores de desempeño obtenidos no difieren mucho de los calculados para los datos con que se calibró el modelo. Así, parece razonable avalar el uso del modelo en fase predictiva para escenarios alternativos.

4.4 Aplicación del modelo a nivel de departamentos

Los resultados presentados corresponden a la relación entre las Horas-Hombre y las transacciones a nivel de tienda global. Si bien estos resultados tienen gran valor para la asignación efectiva de horas-hombre, parece tanto o más atractivo, obtener resultados similares a nivel de departamento de la tienda, pues es a este nivel al que normalmente se asignan los trabajadores. Parece razonable esperar que los resultados del modelo tengan una réplica similar a nivel departamental.

Se define como departamento, al área específica dentro de la tienda a la que pertenecen productos que tienen características en común y que se asocian normalmente a un propósito de adquisición en específico de parte del consumidor. Por ejemplo, el departamento de muebles al interior de una tienda de *retail* que se especializa en venta de artículos para el hogar.

Sin embargo, obtener un modelo válido a este nivel es más difícil en cuanto más desagregado sea el análisis, no solo debido a la reducción del número de

transacciones asociado a cada departamento por cada hora, sino que además debido a que se pierde la asociación directa de la transacción a un departamento específico pues muchos clientes realizan transacciones en más de un departamento e interactúan con vendedores de más de un departamento. Esto es especialmente relevante para departamentos que tienen productos complementarios o que se sitúan adyacentes en el espacio físico de la tienda.

Al aplicar el modelo anterior a un nivel departamental en forma individual, se tiene que los parámetros obtenidos para cada uno luego de su calibración no satisfacen las exigencias que dan sentido al modelo. La explicación se debe a que el comportamiento de las transacciones al interior de unidades pequeñas como son los departamentos es extremadamente variable, por lo que un modelo como el planteado no es capaz de captar correctamente toda esa variabilidad. Para solucionar este problema, se propone agrupar los departamentos según criterios de propósito de compra. Esto es, departamentos que tengan que ver con compras para el hogar (Categoría 1: “Hogar”), compras para arreglar algún desperfecto o realizar una obra menor (Categoría 2: “Maestranza”) y compras cuyo objetivo sea realizar obras de mayor envergadura (Categoría 3: “Obras Gruesas”).

Así, esta modelación sería equivalente a asumir que existiesen áreas independientes al interior de la misma tienda consistentes cada una en grupos de departamentos. Con este nivel intermedio de agregación se logra captar de manera correcta la variabilidad de estos grupos mediante el modelo planteado. Los parámetros obtenidos a partir de esta categorización y sus respectivos test “t” se presentan en la tabla 4.5, para cada una de las tres tiendas a analizar, los cuales satisfacen las exigencias para cada modelo.

Parámetros	Tienda 1			Tienda 2			Tienda 3		
	Hogar	Maestranza	Obras Gruesas	Hogar	Maestranza	Obras Gruesas	Hogar	Maestranza	Obras Gruesas
α_0	10,485	54,073	13,276	20,036	42,641	22,577	10,689	38,780	11,046
β	7,371	17,392	13,295	12,114	23,259	19,651	21,268	57,342	46,187
α_1	13,948	20,388	6,246	25,726	18,354	5,955	24,523	39,494	12,778
α_2	20,198	88,084	23,163	50,857	85,114	42,053	25,458	64,147	21,424
α_3	30,873	103,871	28,470	92,870	120,841	56,625	41,355	81,519	30,671
α_4	25,929	87,606	23,681	69,698	90,760	42,340	28,584	55,535	20,255
α_5	35,875	101,198	29,221	90,642	105,900	50,182	36,784	62,418	20,989
α_6	36,754	93,112	27,616	109,384	118,280	57,024	47,036	70,568	24,803
α_7	24,005	56,153	18,875	78,928	85,602	42,439	39,826	57,819	26,590
α_8	3,964	16,301	5,550	23,173	26,246	11,637	6,230	10,491	2,756
γ_0	0,152	0,222	0,254	0,046	0,077	0,126	0,048	0,157	0,156
γ_1	0,143	0,080	0,074	0,071	0,030	0,023	0,182	0,164	0,124
γ_2	0,440	0,453	0,450	0,520	0,446	0,397	0,429	0,356	0,358
γ_3	0,549	0,488	0,488	0,648	0,533	0,460	0,520	0,392	0,407
γ_4	0,490	0,416	0,436	0,575	0,439	0,381	0,434	0,282	0,320
γ_5	0,568	0,462	0,489	0,601	0,450	0,397	0,460	0,312	0,338
γ_6	0,621	0,457	0,504	0,695	0,520	0,479	0,579	0,394	0,411
γ_7	0,558	0,302	0,414	0,668	0,451	0,409	0,587	0,330	0,376
γ_8	0,060	0,048	0,108	0,114	0,103	0,073	0,061	0,077	0,075

Tabla 4.5: Valores de los parámetros, modelo a nivel de categoría de departamentos.

Todos los parámetros son significativos al 99% de confianza.

Se observa que todos los supuestos establecidos en la sección 3.2.2 se cumplen, por lo que se aprecia que efectivamente el modelo se comporta según lo esperado a este nivel de desagregación. Además se observa que este resultado es consistente con el resultado a nivel global de la tienda, tomando en consideración factores como por ejemplo: la capacidad predictiva del modelo a nivel de tienda versus la suma de las predicciones para las tres categorías de departamentos formadas.

Parece importante destacar que el hecho de establecer modelos a este nivel, ofrece una mejor orientación para los gerentes de las tiendas respecto de la localización de su fuerza laboral. El hecho de contar con información que permita establecer los sectores de la tienda en donde se reportará una mayor eficiencia ante un aumento en la dotación de personal, y conocer las horas en las que esto ocurre, claramente podría ser utilizado como herramienta de distribución para relocalizar a los vendedores disponibles al interior de ésta y así maximizar la rentabilidad del personal.

Se observa que es posible hacer el mismo tipo de análisis realizado en la sección 4.2 para la comparación de los parámetros entre tiendas, esta vez entre las distintas categorías de departamentos formadas. Una vez más se tiene que el factor de servicio está directamente relacionado con el nivel de autoservicio presente en las distintas categorías, teniéndose un mayor nivel de autoservicio cuando se cuenta con una menor disponibilidad de horas hombre para atender una transacción. Esto se ve reflejado mediante el análisis conjunto de los datos presentados en las tablas 4.5 y 4.6.

Factor de Servicio (HH/Trx)	Hogar	Maestranza	Obras Gruesas
Tienda 1	0,201	0,053	0,181
Tienda 2	0,091	0,056	0,133
Tienda 3	0,115	0,055	0,117

Tabla 4.6: Factor de Servicio para las Categorías de Tiendas

Además se observa que, durante todo el día, el número de transacciones por hora hombre (inverso del factor de servicio) de la categoría “Maestranza” es mayor al de las demás categorías para todas las tiendas, lo cual conlleva una mayor exigencia de las horas hombre presentes en esta área y por consiguiente el nivel de autoservicio en esta área es considerablemente superior a las demás. La figuras 4.5. y 4.6 muestran este efecto para una de la tiendas.

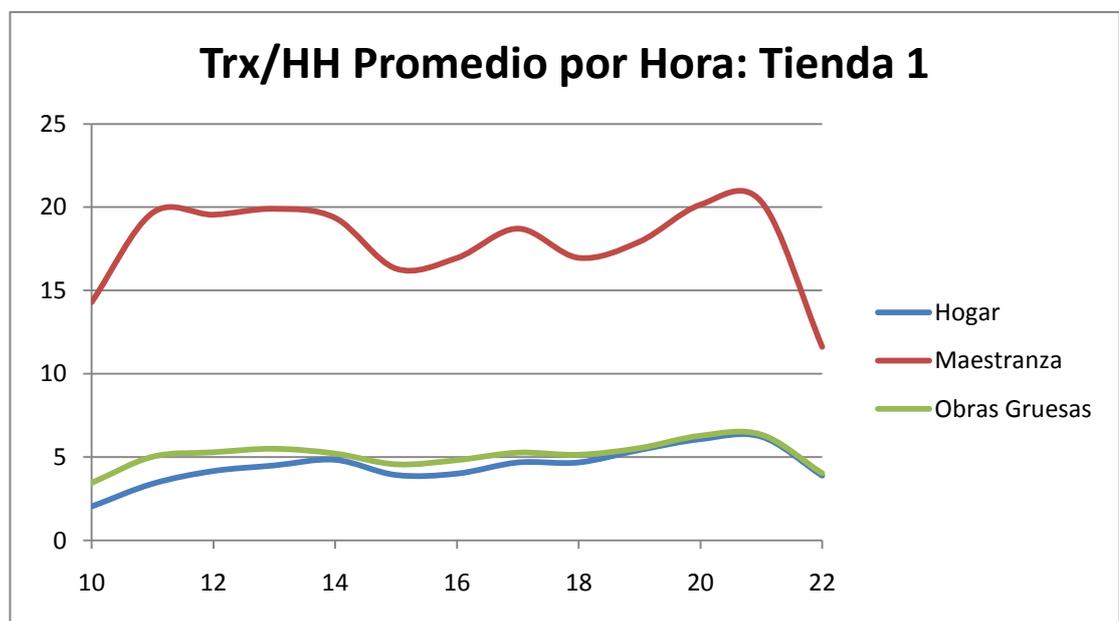


Figura 4.5: Transacciones por Hora Hombre durante el día a nivel de departamentos.

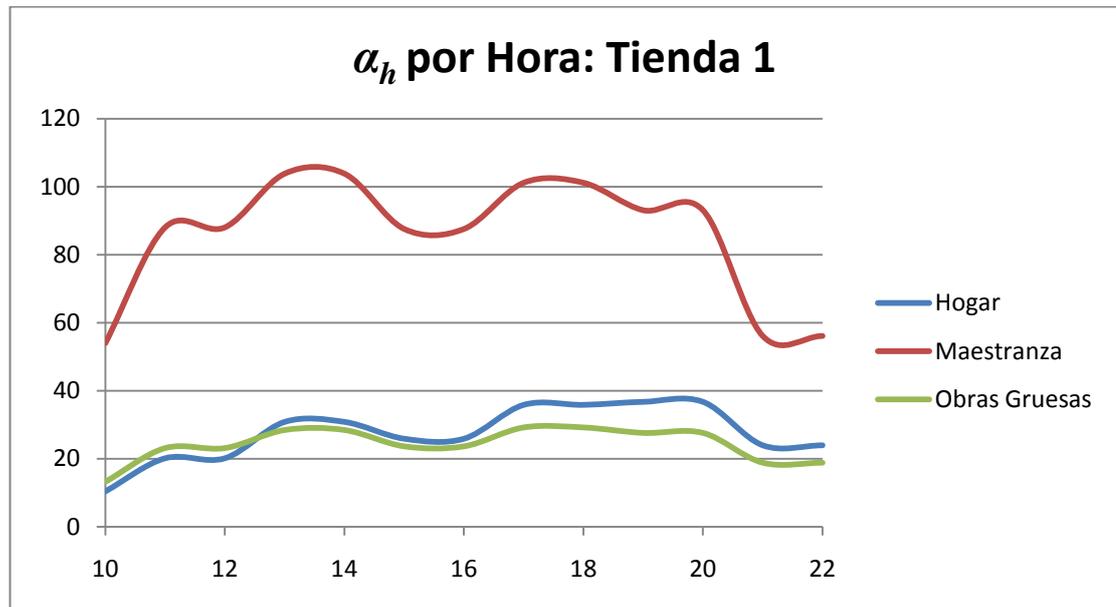


Figura 4.6: Autoservicio promedio durante el día a nivel de departamentos.

Respecto de las elasticidades entre categorías de una misma tienda es interesante destacar que la elasticidad de las HH sobre las TRX (por sobre el autoservicio) para los días de fin de semana (γ_1) es siempre mayor en la categoría “Hogar” que en las demás. Por consiguiente, sería razonable contemplar trabajadores que estuvieran capacitados para trabajar los días Sábado y Domingo en departamentos de la categoría “Hogar” y para desempeñarse los días de semana en Departamentos de las otras dos categorías.

En esta misma línea, es interesante analizar el comportamiento aislado de las elasticidades entre categorías de una misma tienda a través de las horas del día. La figura 4.7 muestra cómo evoluciona la elasticidad de las HH sobre las TRX a lo largo del día, entre las categorías de la tienda 1 (se observa un comportamiento similar para las demás tiendas). Se observa que desde la apertura hasta alrededor de las 12 pm. todas las elasticidades son similares llegando incluso a ser mayores las pertenecientes a las categorías de “Maestranza” y “Obras Gruesas”. Sin Embargo, a partir de las 12 pm. comienza a adquirir relevancia la categoría “Hogar”, la cual alcanza su pick a eso de las 19 hrs. Lo anterior es consistente con el comportamiento

lógico que debiesen tener los clientes. En períodos de la mañana, es lógico que se requiera un mayor nivel de personal para los departamentos asociados a la construcción o reparación, debido a que los clientes que requieren dichos productos los usan como parte de sus insumos de trabajo el cual deberán desarrollar durante el resto del día (plomeros, empresas constructoras, etc). Por otra parte, es en horas de la tarde en donde los clientes particulares se hacen más tiempo para hacer sus compras (ya sea porque deben trabajar durante el día o porque empiezan sus actividades un poco más tarde los fines de semana).

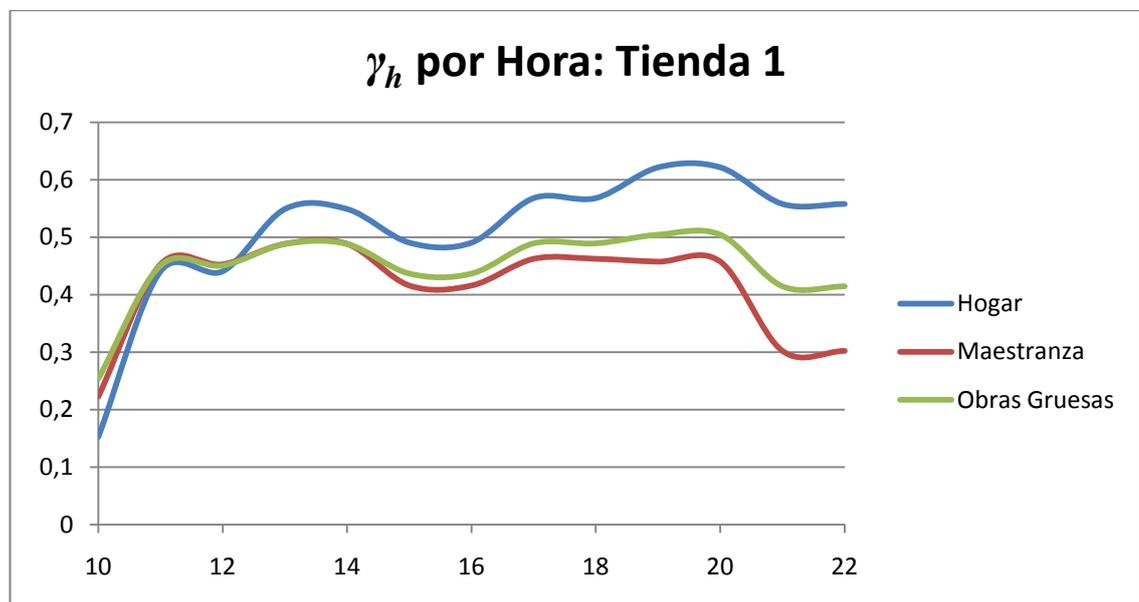


Figura 4.7: Evolución horaria de la elasticidad Horas Hombre –Transacciones a nivel de departamentos.

4.5 Especificación del modelo

Al trabajar con modelos como los presentados anteriormente se hace necesario chequear que la relación de causalidad (es decir que son las horas hombre las que explican las transacciones en tienda) haya sido establecida de la manera correcta. De lo contrario podría existir doble causalidad y por ende endogeneidad en el modelo, lo que causaría sesgo en los parámetros estimados.

En la cadena de *retail* analizada las Horas-Hombre programadas en la tienda para cada hora responden a turnos prefijados con más de un mes de anticipación. Sin embargo las Horas Hombre reales observadas en tienda normalmente sufren modificaciones respecto de las programadas pues se ven afectadas por una serie de eventos impredecibles que alteran la programación como es el caso de ausencias por licencias médicas, capacitación, despidos, contrataciones o simples ajustes realizados a la asignación de turnos por el responsable de la tienda. En cualquier caso estos ajustes a la oferta de Horas Hombre tienen poco que ver con intentar ajustar la oferta a fluctuaciones repentinas en la demanda pues no se cuenta con la flexibilidad ni la agilidad para una reacción como ésta. Esto hace pensar a priori que la variable Horas-Hombre es efectivamente exógena y que por ende la relación de causalidad es establecida en la dirección buscada.

Sin embargo, a fin de confirmar esta relación causal, se efectuó un test formal que avale la exogeneidad de la variable explicativa. Para ello, se implementaron variables instrumentales para construir una nueva variable exógena correspondiente a las Horas-Hombre a partir de los turnos fijados con anterioridad, utilizando rezagos de la misma variable los que, por construcción, están altamente correlacionados con la variable de interés y además son ortogonales al residuo del modelo econométrico. En otras palabras, se regresionó la variable HH de la siguiente manera:

$$HH_t = \theta_0 + \theta_1 HH_{t,m-1} + \theta_1 HH_{t,s-1} + \theta_1 HH_{t,d-1} + e_t \quad (4.4)$$

Donde:

- $HH_{t,m-1}$: La cantidad de Horas-Hombre presentes a la hora t en el mismo día de la semana del mes anterior al actual (el mes queda definido por un lapso de 4 semanas).
- e_t : Residuo del modelo (ruido blanco).
- $HH_{t,s-1}$: La cantidad de Horas-Hombre presentes, a la hora t, en el mismo día, de la semana anterior a la actual.
- $HH_{t,d-1}$: La cantidad de Horas-Hombre presentes, a la hora t, en el día de la semana anterior al día actual.

La estimación del modelo (4.4) se efectúa directamente por mínimos cuadrados ordinarios. La predicción del modelo (4.4) se define como HH_t^* , y representa la variable instrumental. La nueva variable HH_t^* es, por construcción, exógena en el modelo (4.1). Luego, es posible utilizar la variable instrumental HH_t^* en lugar de la variable HH_t en el modelo (4.1) para volver a calibrarlo y así contrastar la eventual presencia de endogeneidad. Si los parámetros estimados con HH_t^* y con HH_t son diferentes, se confirmaría la presencia endogeneidad y por lo tanto sesgo en la estimación de los parámetros cuando se utiliza la variable HH_t .

Por lo tanto, es necesario contrastar si los parámetros estimados con la variable HH_t son estadísticamente equivalentes a los estimados con el instrumento HH_t^* . Para ello, es posible utilizar el test de endogeneidad de Hausman (Hausman, 1978). Dicho test busca determinar si los parámetros obtenidos utilizando ambas metodologías son estadísticamente equivalentes (representado por la aceptación de la hipótesis nula a un determinado nivel de confianza). La hipótesis nula es que no existe endogeneidad, por lo que ambos set de parámetros estimados son iguales; si se rechaza la hipótesis

nula, entonces existiría endogeneidad y los parámetros estimados con la variable HH_t serían sesgados.

El test estadístico de Hausman se describe en la ecuación 4.5.

$$m = (\theta - \theta^*)'(Var(\theta) - Var(\theta^*))^{-1}(\theta - \theta^*) \sim \chi_k^2 \quad (4.5)$$

Donde:

- θ : Conjunto de parámetros obtenidos mediante la calibración del modelo (3.7) usando HH_t
- θ^* : Conjunto de parámetros obtenidos mediante la calibración del modelo (3.7) usando HH_t^*
- $Var(\theta)$: Matriz de varianza-covarianza asociada a θ .
- $Var(\theta^*)$: Matriz de varianza-covarianza asociada a θ^* .
- k : Dimensión de la matriz $Var(\theta) - Var(\theta^*)$.

El procedimiento anterior se realizó para una tienda, obteniéndose un estadístico para el test de Hausman de $m=19,4$ con lo que se acepta la hipótesis nula al contrastarlo con el estadístico correspondiente ($\chi_{10}^2=20,48$ al 95% de confianza), lo que indica que los parámetros del modelo estimado con HH y del estimado con HH^* son estadísticamente similares. El resultado anterior es extensible a los demás modelos a nivel de tienda y departamento, dado que la composición de la variable HH es la misma.

Luego se tiene que la aceptación de la hipótesis nula valida el hecho de que trabajar con la variable instrumental HH_t^* es equivalente a considerar el modelo con HH_t y

por lo tanto los parámetros obtenidos mediante la calibración con HH , son insesgados.

4.6 Aplicaciones Prácticas del Modelo

En esta sección se presenta una aplicación práctica del modelo planteado, la cual consiste en contrastar el resultado de determinar el tamaño ideal de la fuerza laboral para cada hora intentando maximizar los beneficios apoyándose en el modelo planteado en esta tesis con la actual forma de determinar la dotación de la empresa, la cual consiste en imponer un estándar de Horas-Hombre en base a la demanda predicha.

En el caso de la maximización directa del margen operacional para la empresa, el modelo planteado resulta de gran utilidad pues permite determinar la productividad marginal de los trabajadores. Así, es posible orientar el tamaño de la fuerza laboral y su localización en tiempo y espacio al interior de una tienda. Para ello se maximiza el margen operacional menos el costo de personal de la tienda (MOC), que en términos generales puede modelarse como el siguiente problema de optimización:

$$MOC = Max_{HH} \sum_h Trx_h(HH_h) * TP_h * margen - C_h(HH_h) * HH_h \quad (4.6)$$

$$s. a HH_h \in \Omega$$

Donde Ω representa al universo de restricciones asociadas a:

- Leyes Laborales
- Acuerdos Sindicales
- Preferencias del trabajador
- Cultura empresarial
- Idiosincrasia Nacional

De esta manera, se tendrá un número óptimo de HH para cada hora h que maximiza los márgenes para cada hora del día. Así, el objetivo para la empresa será satisfacer lo mejor posible estos requerimientos de personal mediante la asignación de turnos sujetos a todas las restricciones mencionadas anteriormente. Para efectos del análisis comparativo que realizaremos a continuación supondremos que el problema 4.6 es separable por hora del día. Es decir que la cantidad óptima de horas hombre a asignar en una hora específica es independiente de las decisiones que se toman en las demás horas. Las figuras 4.8 y 4.9 representan una idea de lo anterior de manera más gráfica. En la primera se observa el óptimo de HH obtenido para una hora puntual como el punto en que los beneficios y costos marginales se equiparan. Por otra parte en la figura 4.9 se presenta el número óptimo de HH a lo largo de un día considerando la solución óptima para cada hora en forma independiente.

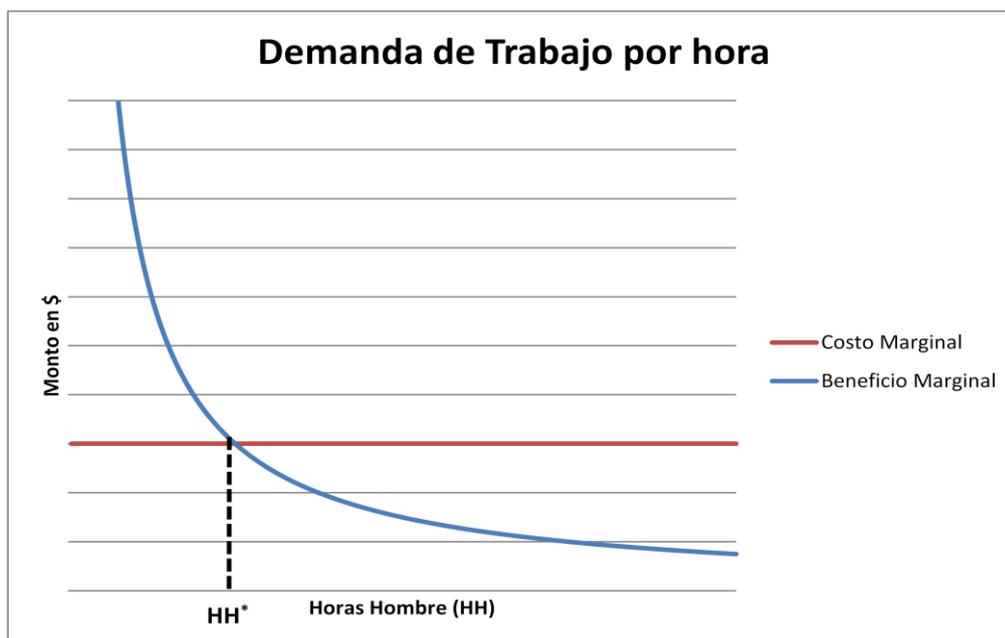


Figura 4.8: Determinación de las HH óptimas, por hora.

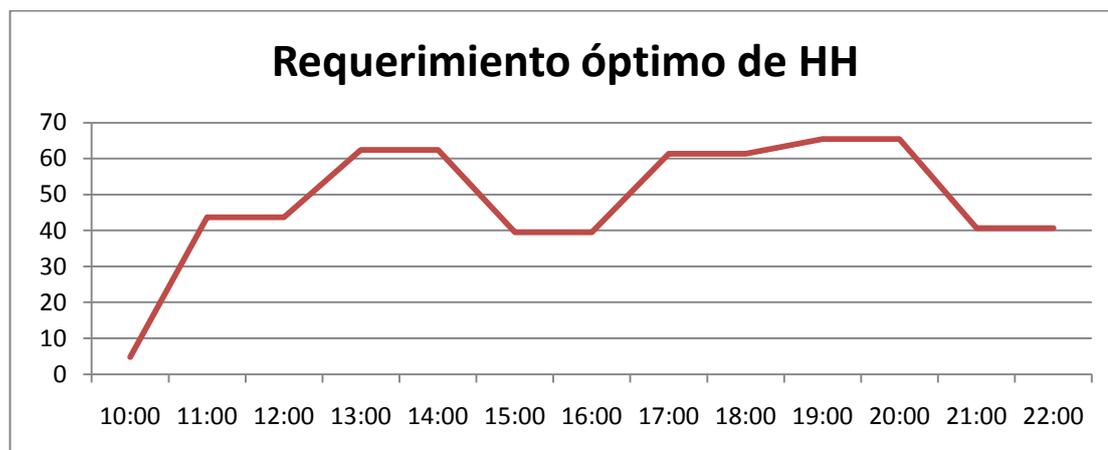


Figura 4.9: Requerimiento óptimo de HH durante el día.

Se realizaron diversas pruebas utilizando información provista por la empresa para resolver el problema planteado en la ecuación 4.6⁶ separado por hora del día. El objetivo es contrastar el número de transacciones que en realidad ocurrieron, durante un lapso de tiempo de una semana, versus las que el modelo planteado en esta investigación predice si se contara con la dotación óptima para cada una de las horas de la semana. Tanto para la asignación sugerida por el modelo como para la definida por la empresa se asumirá que se cuenta con un modelo de asignación de turnos que permite ajustarse perfectamente a la curva obtenida.

A modo de ilustración, se resolvió el problema de maximización 4.6 sin considerar restricciones para determinar cuál sería el tamaño óptimo de HH para cada hora del día durante una semana⁷. A partir de esta información se trazaron curvas de requerimientos de HH para cada uno de los días de la semana y se contrastaron con las curvas de requerimientos reales para dicho período⁸. Estas curvas se presentan en las figuras 4.10 y 4.11. Así, es posible observar a partir de éstas que el manejo de la fuerza laboral actual por parte de la empresa refleja una clara subdotación de personal para horas de la tarde de días de semana y a lo largo de todo el fin de semana. Este resultado concuerda con las observaciones de Ton (2008) en cuanto a

⁶ Esta información es de carácter confidencial por lo que sólo se mostrarán los resultados.

⁷ Para más detalles acerca de la resolución ver Anexo D.

⁸ Se adjunta en el anexo E un análisis de sensibilidad para los requerimientos óptimos en función del margen operacional de la empresa.

que las tiendas tienden a operar en un nivel insuficiente de personal respecto al óptimo.

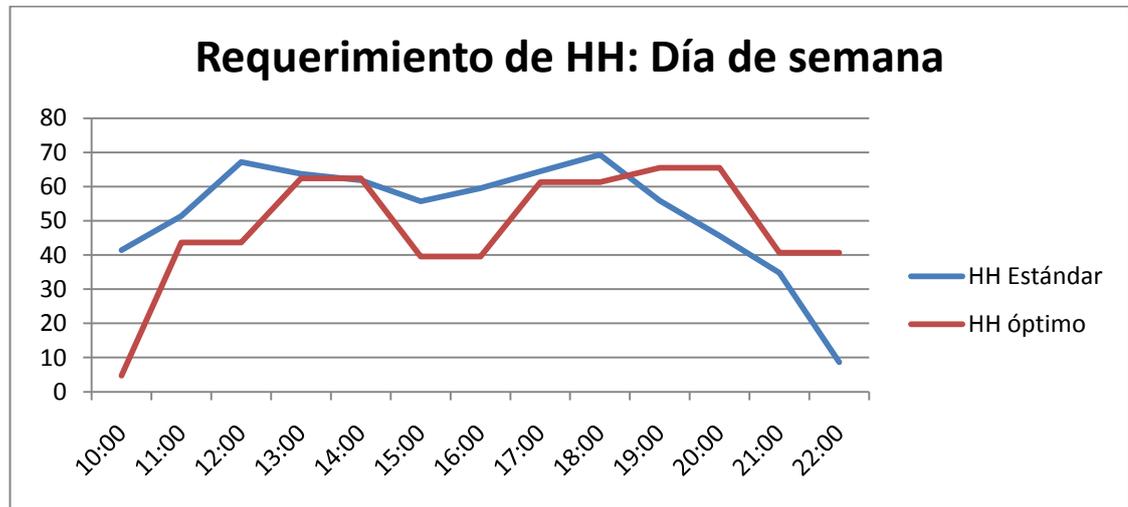


Figura 4.10: Requerimientos de HH durante un día de semana.

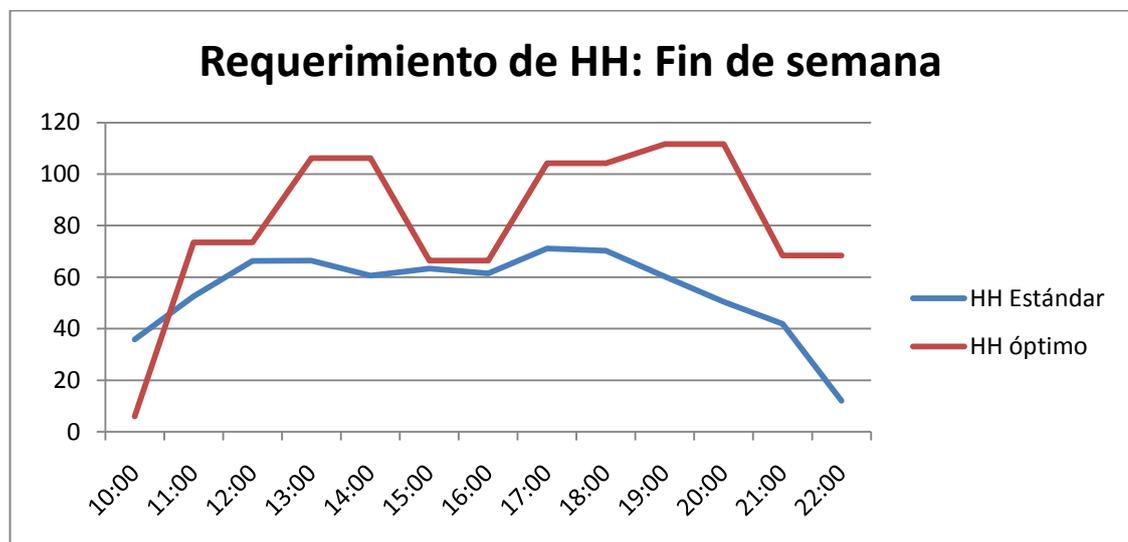


Figura 4.11: Requerimientos de HH durante un día de fin de semana.

Finalmente se comparó los márgenes (MOC) asociados a las transacciones predichas tanto para el modelo de optimización como para la situación base en que se utiliza el criterio de la empresa. Estos márgenes acompañados de la variación porcentual son presentados en la tabla 4.7.

	Antes	Con HH*	Cambio %
MOC semanal	1182929	1203358	2%
MOC fin de Semana	616870	658125	7%
Total MOC Semanal	1799799	1861483	3%

Tabla 4.7: MOC semanal; situación sin modelo versus situación con modelo⁹.

Así, es posible probar que la asignación de turnos actual de la empresa puede ser mejorada si se sigue un enfoque netamente de maximización de beneficios. Por otra parte, es importante destacar que esta investigación no toma en consideración muchos de los beneficios de largo plazo que tiene contar con un mayor número de trabajadores, tales como la fidelización del cliente y otros descritos en el capítulo 2 de ésta tesis. Debido a esto, se tendrá que el óptimo de horas hombre encontrado en la aplicación de estos modelos corresponde a una cota inferior para el verdadero óptimo.

⁹ Los valores presentados en la tabla 4.7 han sido multiplicados por un factor de manera de no revelar información confidencial de la empresa.

5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES FUTURAS

En este trabajo se desarrolló un modelo o función de producción que permite estudiar los efectos que tiene la fuerza laboral (factor productivo) sobre las transacciones efectuadas al interior de una tienda de *retail* (nivel de producción), para diferentes horas del día, días de la semana y meses del año. El modelo reconoce la existencia de un nivel de autoservicio, aspecto que corresponde a una innovación metodológica que es interesante de considerar a la hora de planificar los turnos al interior de un *retail*.

La incorporación del autoservicio generó un modelo no lineal en parámetros, lo que impidió utilizar directamente técnicas econométricas clásicas, debiendo efectuarse un proceso de estimación basado en mínimos cuadrados no lineales. Por otra parte, la potencial presencia de endogeneidad que se le puede atribuir al uso de horas hombre como variable explicativa del número de transacciones realizadas, requirió la definición de una variable instrumental y la correspondiente aplicación del test de Hausman.

El principal resultado obtenido, y que es consistente con los resultados existentes en la literatura especializada, es la presencia de rendimientos decrecientes a escala en el uso del factor productivo horas hombre. Estos rendimientos decrecientes varían según la hora del día y según grupo de departamentos.

El autoservicio contemplado en el modelo depende de varios factores estacionales lo cual se relaciona inevitablemente con el factor de afluencia de público. Por otra parte se ha asumido que el nivel de autoservicio es independiente de la fuerza laboral. Sin embargo, es razonable pensar que en la realidad el nivel de autoservicio depende de las horas hombre ya que, manteniendo un mismo nivel de transacciones y aumentando las horas hombre debiese haber un mayor porcentaje de ellas que logren

ser atendidas. Esto ha quedado de manifiesto a partir del análisis de resultados obtenido para los parámetros relacionados con el autoservicio. Así, se plantea la posibilidad de realizar futuras investigaciones en este ámbito para dilucidar cuál es la forma funcional del autoservicio y de qué factores podría depender. Inicialmente, parece tremendamente atractivo poder incorporar la afluencia de público a la tienda como un primer elemento explicativo.

Se reconoce además un cambio en la productividad de la fuerza laboral que responde al momento del día, día de la semana y estación del año en que se realice la atención. De esta manera se internalizan también efectos como el del tipo de clientes que visitan la tienda en los distintos instantes temporales, quienes de por sí requieren de distinto trato y por ende exigen de manera distinta la atención de parte de la fuerza laboral.

Mediante una prueba de aplicación se logró mostrar que efectivamente el modelo desarrollado en esta tesis puede contribuir a mejorar significativamente los beneficios netos de una empresa de *retail*. Además, se hizo hincapié en los diversos factores no considerados en un modelo cuantitativo como el aquí planteado, por lo que se tendrá que el óptimo de horas hombre encontrado en la aplicación de estos modelos corresponde a una cota inferior para el verdadero óptimo.

Finalmente, ha sido posible llevar todos estos avances a un nivel menor de agregación, como son los grupos de departamentos con características en común. Es interesante notar que establecer una relación entre las transacciones y las Horas-Hombre a este nivel permitiría a un gerente de tienda relocalizar su fuerza laboral entre departamentos al interior de la tienda de manera de maximizar las ventas. Esta relocalización puede consistir en aumentar cierto tipo de turnos en algunos departamentos o períodos, o bien generar turnos combinados en que el trabajador se desempeña en distintos departamentos en distintos momentos de su turno de trabajo, dependiendo donde el modelo predice que su productividad será mayor. Se espera

que trabajos posteriores logren avanzar aún más en esta área, logrando modelar el comportamiento de las ventas a niveles más micro (departamento, puestos promocionales, etc).

REFERENCIAS

- Anderson, P. (1993). "Linear Adjustment Costs and Seasonal Labor Demand: Evidence from Retail Trade". *The Quarterly Journal of Economics*, 108, 1015-1042
- Babakus, E., Yavas, U., Ashill, N. (2009), "The Roles of Customer Orientation as a Moderator of the Job Demand-Burnout-Performance Relationship: A Surface-Level Trait Perspective", *Journal of Retailing*, 85, 480-492.
- Bard, J., Binici, C., deSilva, A.H. (2003). "Staff scheduling at the United States Postal Service". *Computers & Operations Research*, 30, 745-771.
- Chu, C., Zhang, G. (2003). "A comparative study of linear and nonlinear models for aggregate retail sales forecasting". *International Journal of Production Economics*, 86, 217-231.
- Darmon, R. (2001). "Optimal salesforce quota plans under salesperson job equity constraints". *Journal of Administrative Sciences*, 18, pg. 87.
- Dhebar, A., Neslin, S.A., Quelch, J.A. (1987). "Developing Models for Planning Retailer Sales Promotions: An Application to Automobile Dealership". *Journal of Retailing*, 63, 333-364.
- Frank, R. (1984), "Are Workers Paid their Marginal Products?". *The American Economic Review*, 74, 549-571
- Fisher, M., Krishnan, J., Netessine, S. (2007), "Retail Store Execution: An Empirical Study". Working paper, University of Pennsylvania.
- Fisher, M., Krishnan, J., Netessine, S. (2010), "Labor Planning, Execution, and Retail Store Performance: an Exploratory Investigation". Working paper, University of Pennsylvania.
- Gruca, T., Rego, L. (2005). "Customer Satisfaction, Cash Flow, and Shareholder Value". *Journal of Marketing*, 69, 115– 130.
- Hausman, J.A. (1978): "Specification test in econometrics". *Econometrica*. 46: 1251-1271.

- Horsky, D., Nelson, P. (1996). "Evaluation of Salesforce Size and Productivity Through Efficient Frontier Benchmarking". *Marketing Science*, 15, 301-320.
- Kabak Ö., Ülengin F., Aktas E., Önsel S., Topcu Y. (2008). "Efficient shift scheduling in the retail sector through two-stage optimization". *European Journal of Operational Research*, 184, 76-90.
- Lam, S., Vandenbosch, M., Pearce, M. (1998). "Retail sales force scheduling based on store traffic forecasting". *Journal of Retailing*, 74, 61-88.
- Lusch, R., Vargo, S., O'Brien, M. (2007). "Competing through service: Insights from service-dominant logic". *Journal of Retailing*, 83, 5-18.
- Rangaswamy, A., Sinha, P., Zoltners, A. (1990). "An integrated model-based approach for sales force structuring". *Marketing Science*, 9, 279-299.
- Reynolds, K., Beatty, S. (1999). "Customer Benefits and Company Consequences of Customer-Salesperson Relationships in Retailing." *Journal of Retailing*, 75, 11–32.
- Ryans, A., Weinberg, C. (1979). "Territory Sales Response". *Journal of Marketing Research*, 16, 453-465.
- Ryans, A., Weinberg, C. (1987). "Territory Sales Response Models: Stability over Time". *Journal of Marketing Research*, 24, 229-233.
- Schau, H., Dellande, S., Gilly, M. (2007), "The Impact of Code Switching on Service Encounters", *Journal of Retailing*, 85, 239-244.
- Sirohi, N., McLaughlin, E., Wittink, D. (1998). "A Model of Consumer Perceptions and Store Loyalty Intentions for a Supermarket Retailer". *Journal of Retailing*, 74, 223–245.
- Slater, S., Olson, M. (2000), "Strategy Type and Performance: The Influence of Sales Force Management", *Strategic Management Journal*, 813-829.
- Ton, Z. (2008). "The effect of labor on profitability: The role of quality". Working Paper, Harvard Business School.
- Wernerfelt, B. (1994). "On the Function of Sales Assistance". *Marketing Science*, 13, 68-82.

Wiles, M. (2007). "The effect of customer service on retailers' shareholder wealth: The role of availability and reputation cues". *Journal of Retailing*, 83, 19-31.

ANEXOS

ANEXO A. METODOLOGÍA PARA FORMAR LAS CATEGORÍAS PARA LAS VARIABLES DE CONTROL

Para poder utilizar el modelo propuesto, se propone utilizar una metodología para crear las categorías. Si bien ésta debe ser lo más estandarizada posible, también requiere de flexibilidad ante posibles modificaciones por parte de un modelador que posea un amplio conocimiento del negocio de *retail* específico para el cual será utilizado el modelo.

Lo primero que debe tenerse en cuenta para formar categorías es que el *retail* por lo general presenta estacionalidades, las cuales pueden notarse en rangos de tiempo amplios, como el caso de estacionalidades mensuales (Ejemplo: época de verano, Diciembre a Marzo), o en rangos más pequeños, como son los días de la semana y las horas del día. Estas estacionalidades no tienen que ver necesariamente con el tipo de productos que se comercializan en un determinado momento sino que más bien con la afluencia de público a la tienda de *retail*.

Debido a lo dinámico que es el negocio del *retail* y la obvia dependencia que tienen las ventas con la cantidad de flujo de individuos que ingresa al local, es lógico pensar que controlar la estacionalidad por horas del día es necesario. Esto último se explica debido a que normalmente en el negocio del *retail* hay picks de afluencia de público durante sólo algunas horas del total en las que se encuentra abierta la tienda. De esta manera, se recomienda categorizar las horas del día en grupos de pocas horas, disjuntos entre sí (por ejemplo: 11-12, 13-14).

El control por día de la semana también ha mostrado ser bastante interesante en este tipo de negocios. Normalmente la afluencia de público es diferente en días de semana versus los fines de semana. Así pues, se recomienda categorizar de esta manera para poder calibrar parámetros que muestren dicha diferencia (por ejemplo: Lunes-Viernes, Sábado-Domingo).

Finalmente, a nivel mensual o de estaciones del año, se hace interesante categorizar, ya que la afluencia de público puede variar si se consideran factores climáticos, épocas navideñas, etc. Por otra parte el tipo de productos que se venden al interior de la tienda pueden también (aunque en menor medida) afectar las necesidades de los consumidores que los llevan a adquirir dichos ítems, tales como las necesidades propias del área geográfica donde se encuentra la tienda, etc. (Un ejemplo claro serían las ventas de productos para piscinas en dos localidades: una ubicada en la zona centro norte de Chile, donde hace mucho calor en verano, y la otra en la zona austral, en donde la mayor parte del año llueve y hace frío). Es posible entonces que existan tiendas en donde crear variables de control para estas categorías no sea necesario e incluso sea contraproducente para el modelo (Falacia ecológica).

Todas las categorías antes mencionadas se pueden variar según el criterio del modelador, quien debe tener una expertise en el negocio y saber reconocer cuáles son las categorías que más se ajustan a los tipos de estacionalidades presentes en su tienda en particular.

ANEXO B. EJEMPLOS DE CATEGORIZACIÓN

Se tiene el modelo:

$$V_h = \alpha_0 D_{s_0 h} D_{d_0 h} D_{m_0 h} + \sum_{s \neq s_0} \alpha_s D_{sh} + \sum_{d \neq d_0} \alpha_d D_{dh} + \sum_{m \neq m_0} \alpha_m D_{mh} + \beta * HH_h \gamma_0^{*D_{s_0 h} D_{d_0 h} D_{m_0 h} + \sum_{s \neq s_0} \gamma_s D_{sh} + \sum_{d \neq d_0} \gamma_d D_{dh} + \sum_{m \neq m_0} \gamma_m D_{mh}} + \mu$$

En donde:

s : Número de categorías asociadas a días de la semana.

d : Número de categorías asociadas a horas del día.

m : Número de categorías asociadas meses del año.

Luego, se supondrán algunos ejemplos que permitirán entender cómo funciona la interpretación de sus parámetros.

Se supondrán categorías con cardinalidades:

$$\#s = 1$$

$$\#d = 6$$

$$\#m = 1$$

Obteniéndose el modelo:

$$V_h = \alpha_0 D_{0h}^s D_{0h}^d D_{0h}^m + \alpha_1 D_{1h}^s + \alpha_2 D_{1h}^d + \alpha_3 D_{2h}^d + \alpha_4 D_{3h}^d + \alpha_5 D_{4h}^d + \alpha_6 D_{5h}^d + \alpha_7 D_{6h}^d + \alpha_8 D_{1h}^m + \beta * HH_h \gamma^* + \mu ;$$

$$\gamma^* = \gamma_0 D_{0h}^s D_{0h}^d D_{0h}^m + \gamma_1 D_{1h}^s + \gamma_2 D_{1h}^d + \gamma_3 D_{2h}^d + \gamma_4 D_{3h}^d + \gamma_5 D_{4h}^d + \gamma_6 D_{5h}^d + \gamma_7 D_{6h}^d + \gamma_8 D_{1h}^m$$

Donde:

D_{0h}^j : Toma el valor 1 si la hora h pertenece a un día de semana (Lunes a Viernes) y 0 si no.

D_{0h}^k : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario entre las 9-10 hrs. y 0 si no.

D_{0h}^w : Toma el valor 1 si la hora h pertenece a los meses comprendidos entre Abril y Noviembre.

D_{1h}^j : Toma el valor 1 si la hora h pertenece a un día de fin de semana (sábado o domingo) y 0 si no.

D_{1h}^k : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario entre las 10-12 hrs. y 0 si no.

D_{2h}^k : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario entre las 12-14 hrs. y 0 si no.

D_{3h}^k : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario entre las 14-16 hrs. y 0 si no.

D_{4h}^k : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario entre las 16-18 hrs. y 0 si no.

D_{5h}^k : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario entre las 18-20 hrs. y 0 si no.

D_{6h}^k : Toma el valor 1 si la hora h pertenece al intervalo horario entre las 20-22 hrs. y 0 si no.

D_{1h}^w : Toma el valor 1 si la hora h pertenece a los meses de verano (Diciembre, Enero, Febrero y Marzo) y 0 si no.

Ejemplo 1:

La expresión $V = \alpha_2 + \beta * 23^{\gamma_2}$ corresponderá al número de ventas estimadas a realizarse durante una hora entre las 10-12 am., para un día de semana (Lunes a Viernes), perteneciente a cualquiera de los meses entre Abril y Noviembre, al contar con 23 horas hombre atendiendo durante ese período de tiempo.

Ejemplo 2:

La expresión $V = \alpha_1 + \alpha_8 + \beta * 35^{\gamma_1 + \gamma_8}$ corresponderá al número de transacciones estimadas a realizarse entre las 9-10 am., de un día de fin de semana (Sábado o Domingo), perteneciente a cualquiera de los meses de verano (Diciembre-Marzo), al contar con 35 horas hombre atendiendo durante ese período de tiempo.

ANEXO C. BASES DE DATOS DISPONIBLES

Para realizar el experimento, se contó con información correspondiente a 27 meses de datos, desagregados a nivel de hora del día. Esto es, para cada hora del día, se contaba con la información acerca de las transacciones realizadas así como de la cantidad de horas hombre disponibles en la unidad de medición¹⁰. Las horas consideradas corresponden a aquellas en las que la tienda se encuentra en pleno funcionamiento, es decir, desde las 9am. hasta las 10pm.

Recolección de Información

Para la recolección de información se cuenta con dos elementos claves que son parte del funcionamiento habitual de las tiendas de la cadena a analizar.

Marcaje: Consiste en que cada uno de los empleados de la tienda, debe marcar una tarjeta al momento en que inicia su turno, al momento que va a almorzar, al momento que vuelve del almuerzo y finalmente al momento que termina su turno dentro de la tienda. Esta información se guarda instantáneamente dentro de las bases de datos que maneja la empresa. A partir de esta información, se generan las bases que permiten identificar el tamaño de la fuerza laboral en la tienda para cada hora del día.

Información Post Venta: A partir del código de barra del producto, se guarda al momento de pasar por caja, información acerca de la hora en la que se realizó ésta transacción, así como el departamento o espacio físico dentro de la tienda al que pertenece el producto.

¹⁰ Unidades de medición: Toda la tienda y departamentos al interior de la tienda.

Muestra

Se cuenta con una base de datos para cada departamento dentro de una tienda, y luego mediante la agregación de estos datos se obtienen los datos de la tienda (se cuenta con el mismo número de datos para ambos niveles de agregación). Luego se tiene un universo de datos de sección longitudinal que varía dependiendo de cada tienda. Específicamente:

Nombre	Ubicación	N° de Datos
Tienda 1	X Región	8502
Tienda 2	V Región	8928
Tienda 3	Región Metropolitana	8619

Tabla C.1: Número de datos disponibles por tienda y departamentos.

El número de datos presentado en la tabla C.1 considera sólo a aquellos que servirán para la calibración del modelo. Además de estos datos se cuenta, para cada tienda analizada, con una base de validación constituida por 1000 datos obtenidos de forma aleatoria a partir de la muestra total de datos disponibles para dicha tienda.

Un ejemplo de la base de datos inicial con la que se cuenta corresponde a la presentada en la figura C.1.

fecha	año	mes	semana	día	hora	Trx	HH
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	10	145	7,85
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	11	234	8
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	12	383	10,116667
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	13	505	14,733333
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	14	387	13,666667
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	15	432	13,883333
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	16	331	9,95
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	17	325	15,4
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	18	403	16,7
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	19	418	15,566667
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	20	542	13,033333
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	21	505	13
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	22	582	13
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	10	212	7,4833333
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	11	276	9,8333333

Figura C.1: Ejemplo Base de Datos Provista por la Empresa.

Luego de analizar las bases, se crean las variables de control que corresponden básicamente a categorizaciones temporales que permitirán modelar la estacionalidad a la que está sujeta la tienda a evaluar. Finalmente, la forma de la base de datos con la que se trabajará corresponde a la presentada en la Figura C.2.

fecha	año	mes	semana	día	hora	Trx	HH	Fin de Semana	11-12pm	13-14pm	15-16pm	17-18pm	19-20pm	21-22pm	Dic-Ene-Feb-Mar
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	10	145	7,85	0	0	0	0	0	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	11	234	8	0	1	0	0	0	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	12	383	10,116667	0	1	0	0	0	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	13	505	14,733333	0	0	1	0	0	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	14	387	13,666667	0	0	1	0	0	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	15	432	13,883333	0	0	0	1	0	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	16	331	9,95	0	0	0	1	0	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	17	325	15,4	0	0	0	0	1	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	18	403	16,7	0	0	0	0	1	0	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	19	418	15,566667	0	0	0	0	0	1	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	20	542	13,033333	0	0	0	0	0	1	0	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	21	505	13	0	0	0	0	0	0	1	1
02-01-2008 0:00	2008	1	1	4	22	582	13	0	0	0	0	0	0	1	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	10	212	7,4833333	0	0	0	0	0	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	11	276	9,8333333	0	1	0	0	0	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	12	410	10,95	0	1	0	0	0	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	13	484	13,35	0	0	1	0	0	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	14	378	13,816667	0	0	1	0	0	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	15	279	12,05	0	0	0	1	0	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	16	305	8,7333333	0	0	0	1	0	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	17	361	13,916667	0	0	0	0	1	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	18	365	15,116667	0	0	0	0	1	0	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	19	375	12	0	0	0	0	0	1	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	20	442	11,85	0	0	0	0	0	1	0	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	21	500	10,05	0	0	0	0	0	0	1	1
03-01-2008 0:00	2008	1	1	5	22	509	10	0	0	0	0	0	0	1	1
04-01-2008 0:00	2008	1	1	6	10	183	8	0	0	0	0	0	0	0	1
04-01-2008 0:00	2008	1	1	6	11	310	8	0	1	0	0	0	0	0	1
04-01-2008 0:00	2008	1	1	6	12	416	8,4833333	0	1	0	0	0	0	0	1
04-01-2008 0:00	2008	1	1	6	13	462	11,05	0	0	1	0	0	0	0	1
04-01-2008 0:00	2008	1	1	6	14	387	10,3	0	0	1	0	0	0	0	1
04-01-2008 0:00	2008	1	1	6	15	321	10,866667	0	0	0	1	0	0	0	1

Figura C.2: Base de Datos Completa.

ANEXO D. DETERMINACIÓN DE LAS HH ÓPTIMAS

Se desea resolver el siguiente problema para cada hora del día:

$$\text{Max}_{HH} \sum_h \text{Trx}(HH) * TP * \text{margen} - C(HH) * HH$$

Utilizando $\text{Trx}(HH)$ como:

$$\text{Trx}(HH) = \alpha_h + \beta * HH_h^{\gamma_h}$$

Con: α_h , el valor resultante de la suma de todos los parámetros α_i asociados a dummies activas.

γ_h , el valor resultante de la suma de todos los parámetros γ_i asociados a dummies activas.

Asumiendo $C(HH) = cte$, la condición de optimalidad para una hora “h” es:

$$\gamma_h * \beta * HH_h^{(\gamma_h-1)} * TP * \text{margen} = C$$

$$HH_h^* = \left(\frac{C}{\gamma_h * \beta * TP_h * \text{margen}} \right)^{\frac{1}{\gamma_h-1}}$$

En donde TP_h y margen son valores estimados a partir de información entregada por la empresa.

Finalmente se utilizan las HH^* en el modelo calibrado para estimar las transacciones que se hubiesen concretado de haber contado con dicha disposición de turnos.

ANEXO E. ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD: REQUERIMIENTOS ÓPTIMOS VERSUS MARGEN OPERACIONAL

La estimación de las curvas presentadas en las figuras 4.10 y 4.11 de esta investigación fue realizada en base a una estimación conservadora del margen operacional. De modo de complementar este análisis se repite aquí el procedimiento de la sección 4.6 pero considerando márgenes 25% y 50% superiores. Como es esperable, dicho análisis sugeriría una dotación mayor a la reportada.

Así, se resolvió nuevamente el problema 4.6 sin considerar restricciones, considerando dos nuevas situaciones para el valor del margen operacional, consistentes en un aumento de un 25 y de un 50 por ciento en su valor original (dado por la cota inferior calculada)¹¹. A partir de esta nueva información, se trazaron nuevas curvas de requerimientos y se contrastaron tanto con las obtenidas anteriormente como con las correspondientes a requerimientos reales.

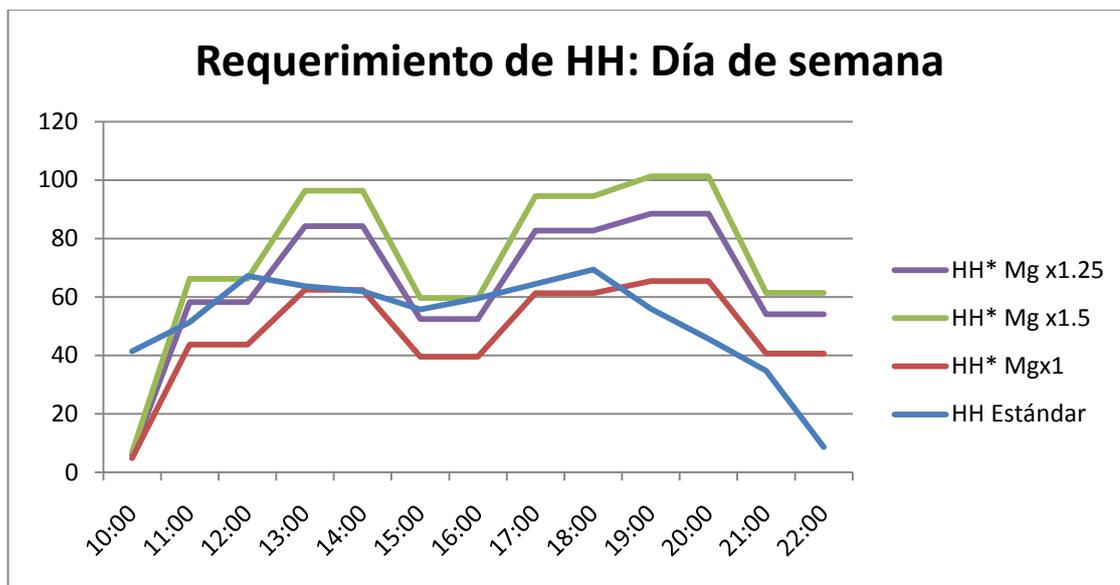


Figura E.1: Sensibilidad margen operacional - requerimientos de HH durante un día de semana.

¹¹ No se revelarán los valores utilizados para no revelar datos confidenciales de la empresa.

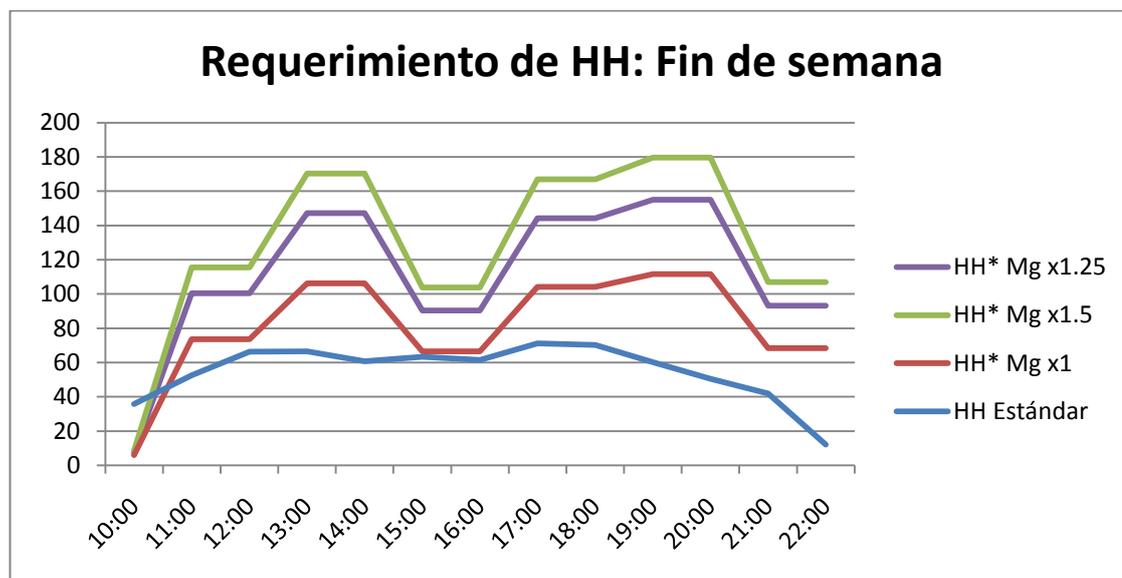


Figura E.2: Sensibilidad margen operacional - requerimientos de HH durante un día de fin de semana.

Tal como se esperaba, mayores márgenes operacionales sugieren una dotación óptima de mayor envergadura. Así, es posible observar que la subdotación de personal se acentúa a medida que el margen operacional de la empresa crece (asumiendo *ceteris paribus* en los demás parámetros).

Finalmente, se comparó el cambio porcentual en los MOC asociados a las transacciones predichas para el modelo de optimización con los nuevos valores para el margen operacional, contrastándolos siempre con el MOC de la situación base (también en base a transacciones predichas) en que se utiliza el criterio de la empresa. Los resultados de esta comparación son presentados en la tabla E.1., en donde además se refleja que el MOC para los días de fin de semana es la más sensible a la optimización de la fuerza laboral para cualquier escenario.

	HH* Mg x 1	HH* Mg x 1.25	HH* Mg x 1.5
Δ MOC semanal	2%	2%	3%
Δ MOC fin de Semana	7%	11%	13%
Δ Total MOC Semanal	3%	5%	6%

Tabla E.1: Variación del MOC versus margen operacional

Contraste de la situación con modelo y distintos márgenes operacionales versus situación base sin modelo.