

IV SEMINARIO INTERNACIONAL GESTIÓN DE RETAIL

Incorporación de Heterogeneidad en Decisiones Comerciales: Aplicaciones en la Industria del Retail

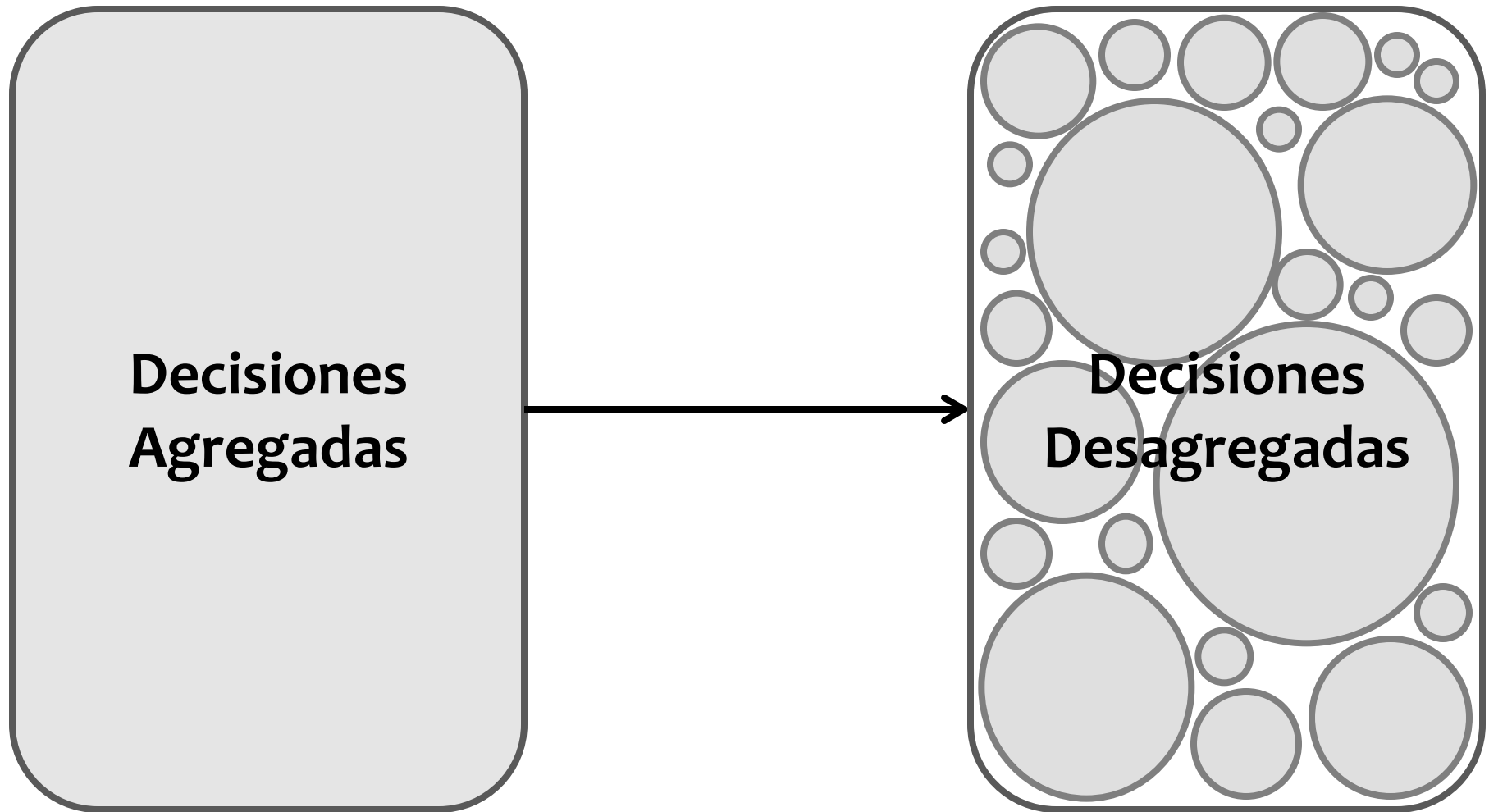
Marcel Goic (mgoic@dii.uchile.cl)

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

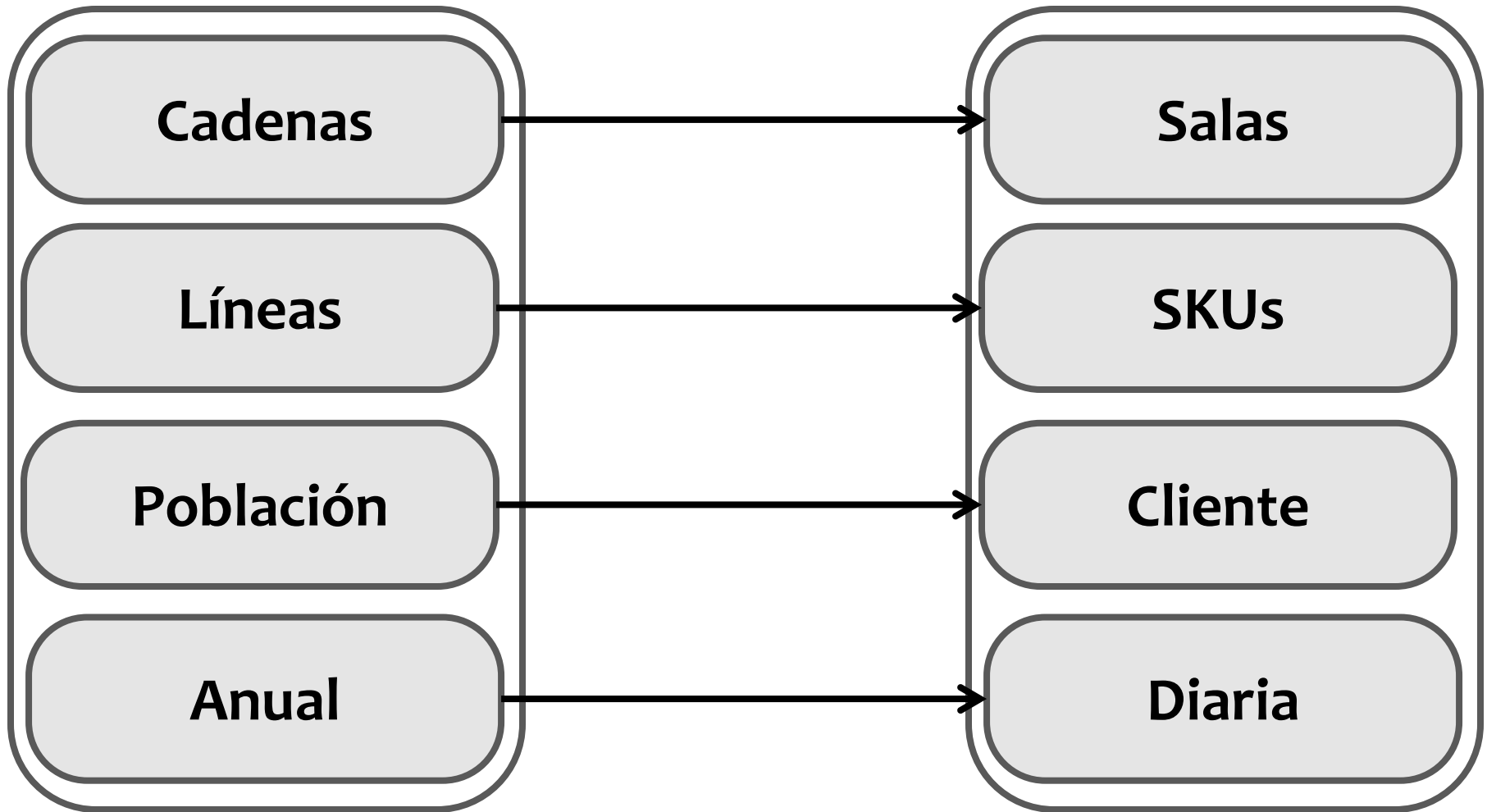
UNIVERSIDAD DE CHILE

NOVIEMBRE 10, 2011

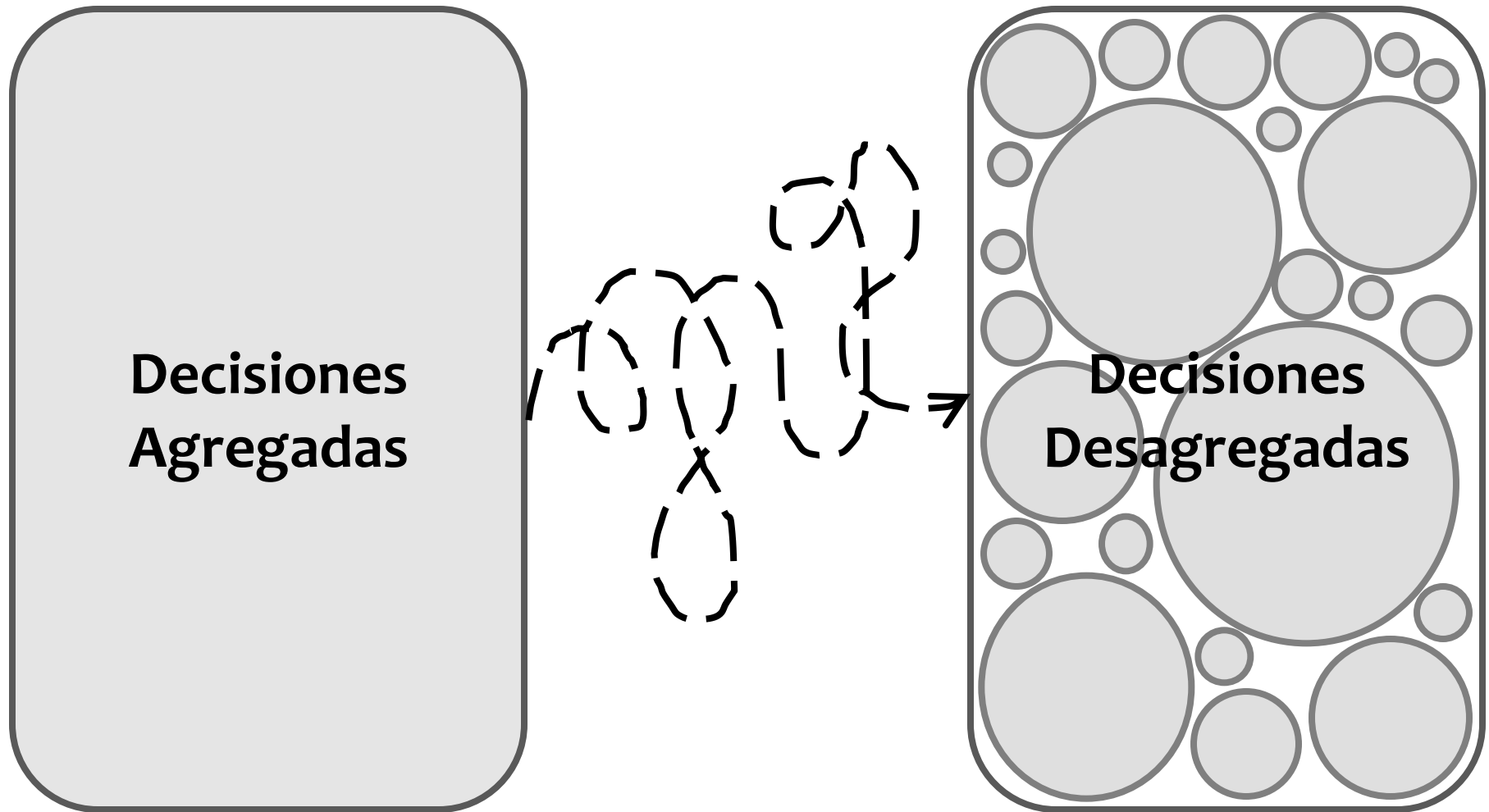
Desagregación del Mix de Marketing



Desagregación del Mix de Marketing



Desagregación del Mix de Marketing



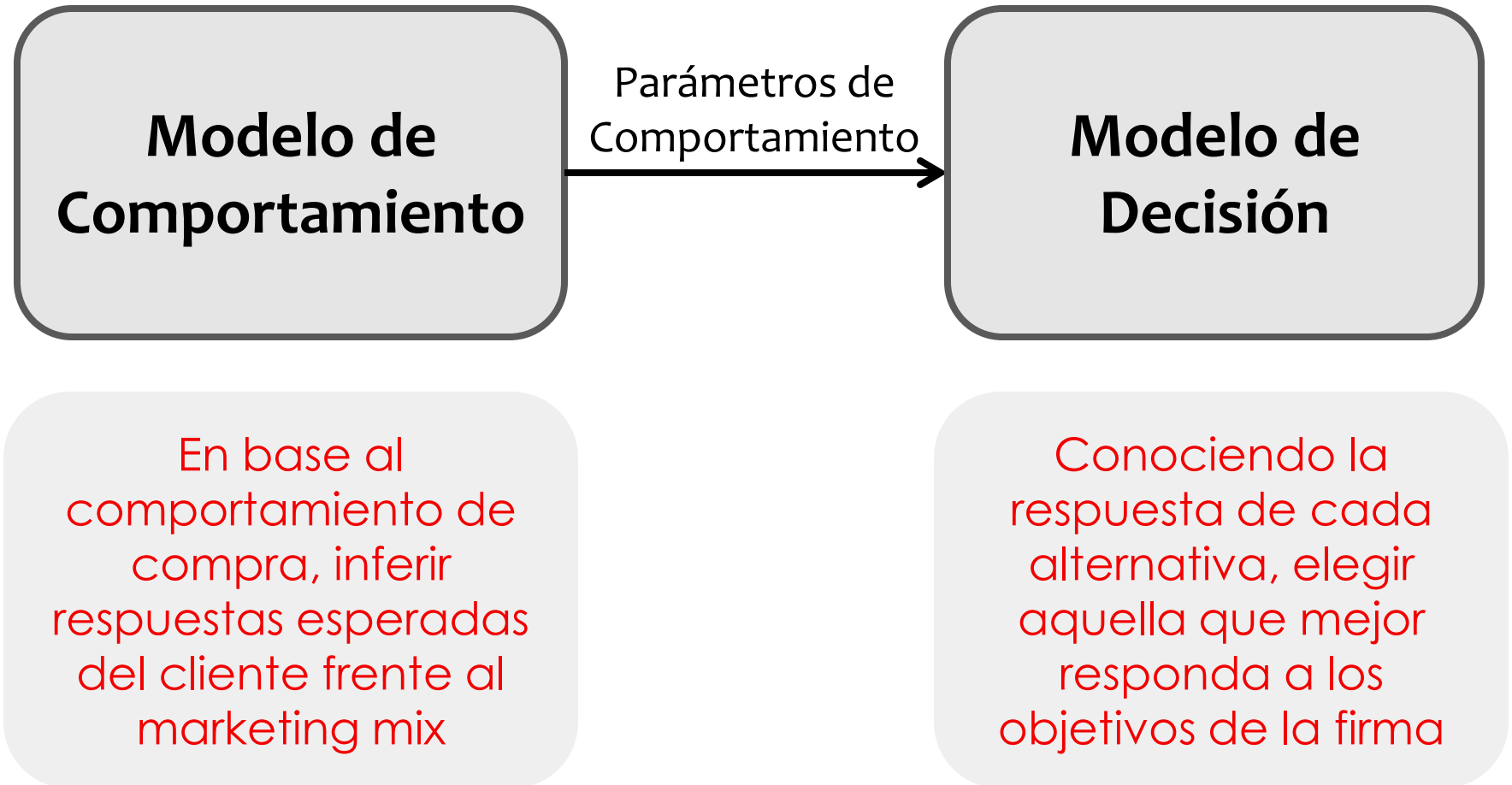
Desagregación y Heterogeneidad

- Hablamos de comportamiento **heterogéneo** cuando existen diferentes patrones de comportamiento entre los clientes.
 - Distintas sensibilidades al precio.
 - Diferentes frecuencias de compra.
 - Gustos por marcas distintas.
- Para tomar decisiones desagregadas es fundamental estudiar explícitamente las diferencias de comportamiento entre los clientes.

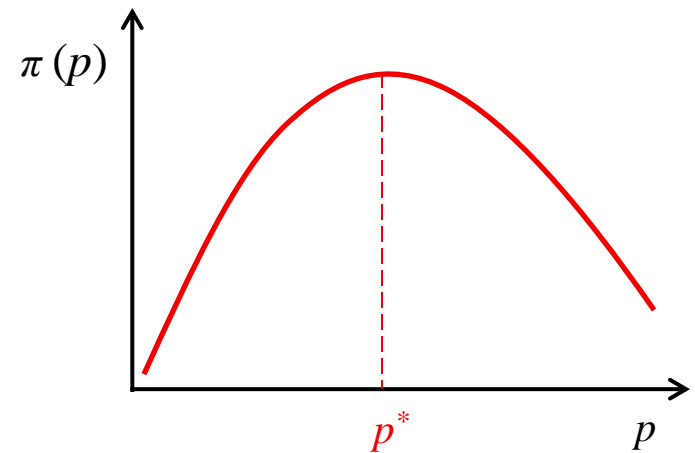
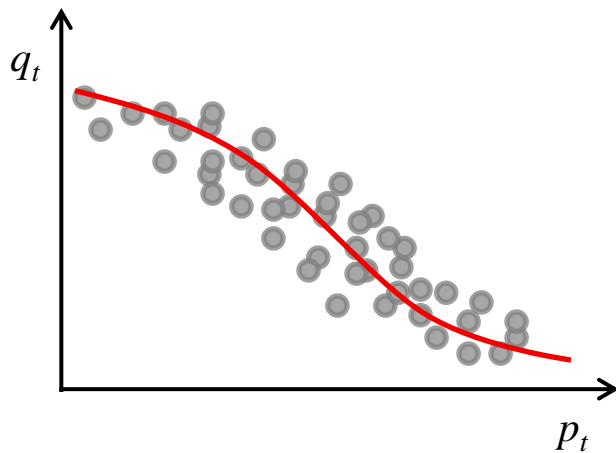
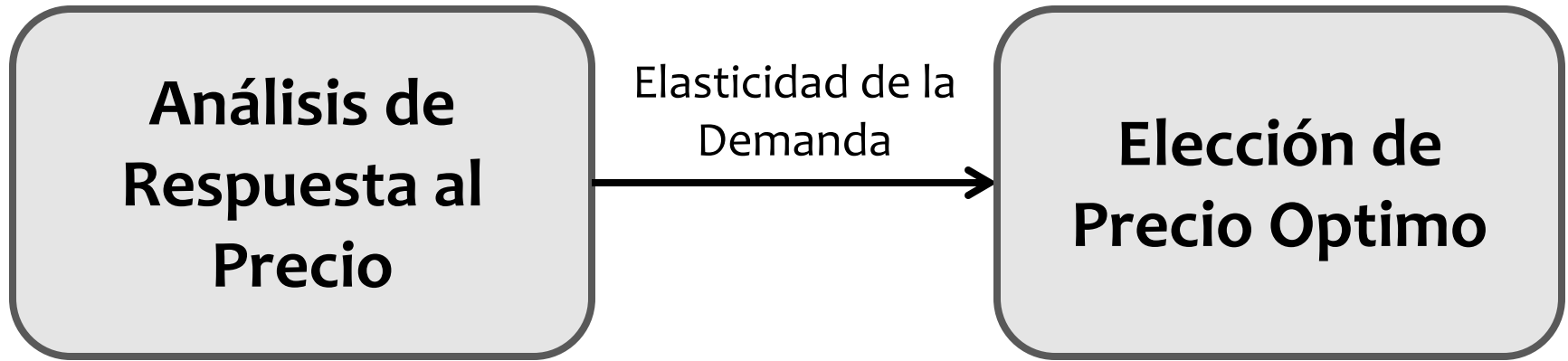
Agenda

- Marco Conceptual
- Desafíos en la desagregación de decisiones comerciales
- Avances metodológicos
- Aplicaciones
 - Category Pricing
 - Calculo de Lifetime Value
- Discusión

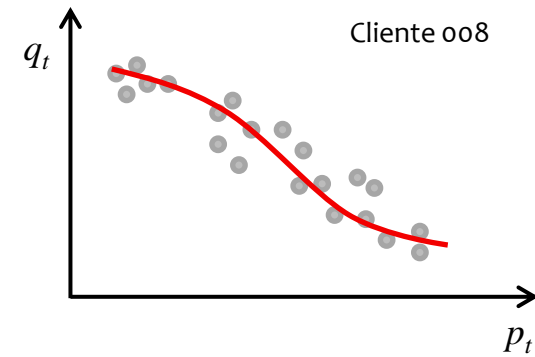
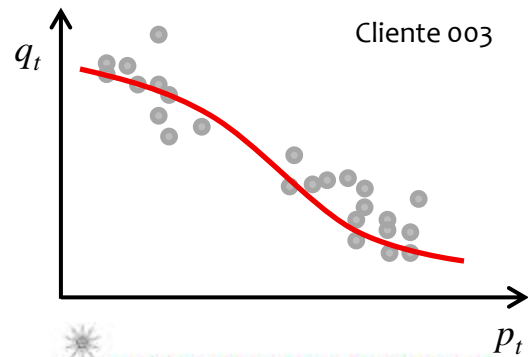
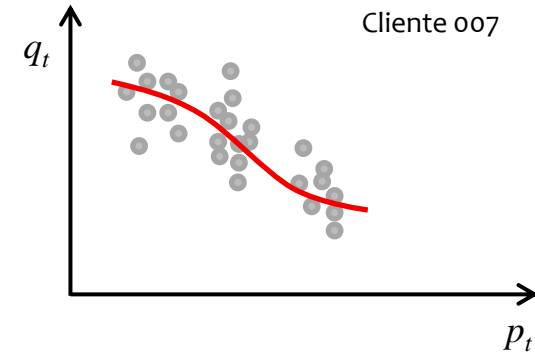
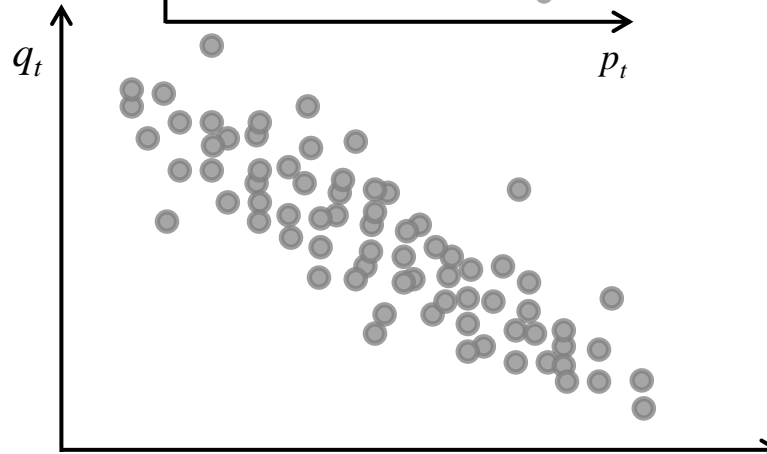
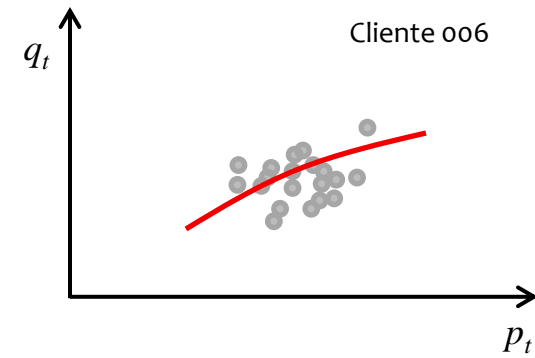
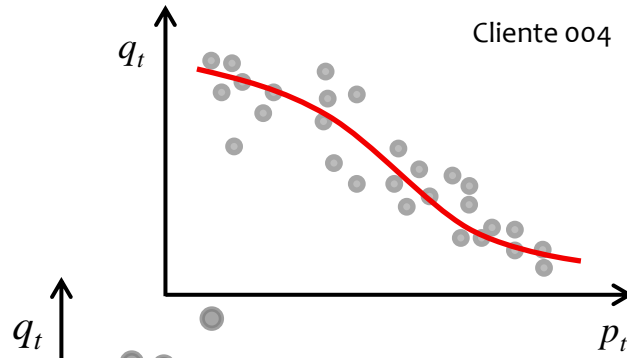
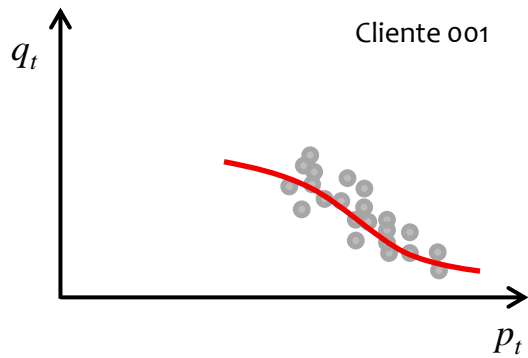
Marco Conceptual



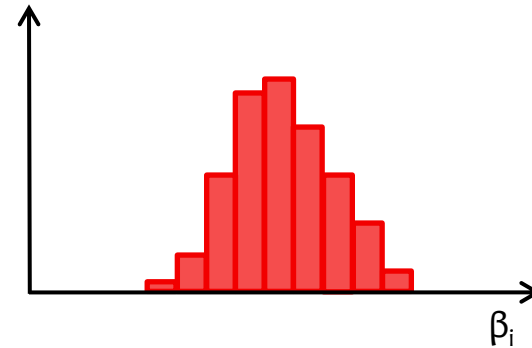
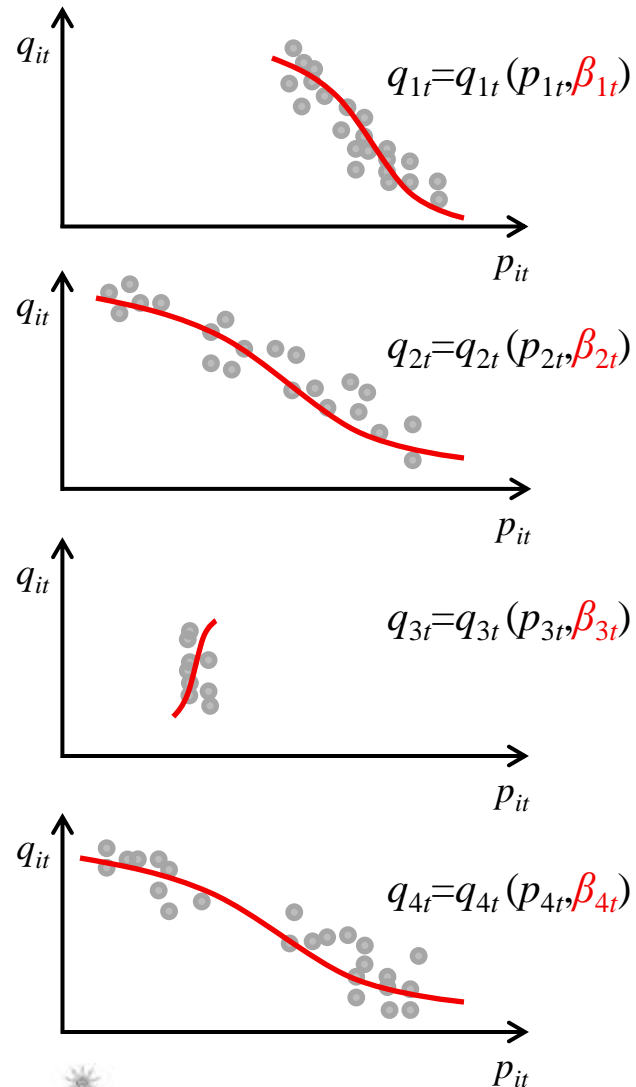
Marco Conceptual: Ejemplo



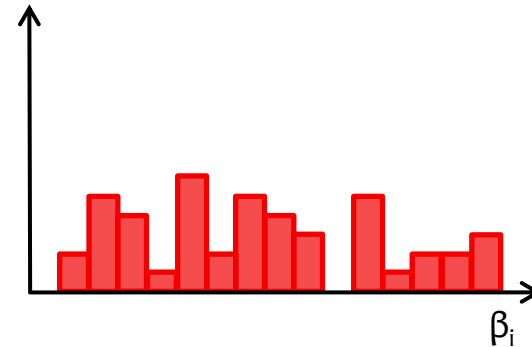
Desafíos en la Desagregación



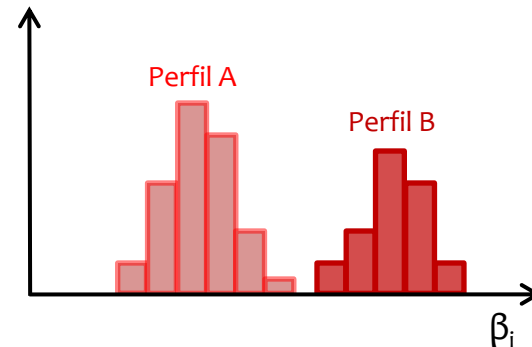
Estructura Jerárquica



MODELO JERÁRQUICO
Dispersión Controlada y casos implausibles improbables.



MODELO INDEPENDIENTE
Gran dispersión y varios casos inconsistentes con la intuición



INCLUSIÓN VAR. DEMOGRÁFICAS
Podemos conectar comportamiento con características observables

Objetivos Modelos Jerárquicos

- Mantener individualidad
 - Usando data que describe el comportamiento específico de cliente.
- Usar información de toda la población.
 - Reconocer que el comportamiento de los otros individuos puede ser informativo sobre comportamiento de clientes que observamos parcialmente.

Matemáticamente

Cantidades Parámetros de
Comportamiento

$$q_{1,1} = X_{1,1} \beta_{1,1} + \varepsilon_{1,1}$$

⋮

$$q_{s,m} = X_{s,m} \beta_{s,m} + \varepsilon_{s,m}$$

⋮

$$q_{S,M} = X_{S,M} \beta_{S,M} + \varepsilon_{s,M}$$

$$\beta_{s,m} \sim N(\bar{\beta}_m, V_\beta)$$

Precio, Promocion,
Estacionalidades

Computacionalmente

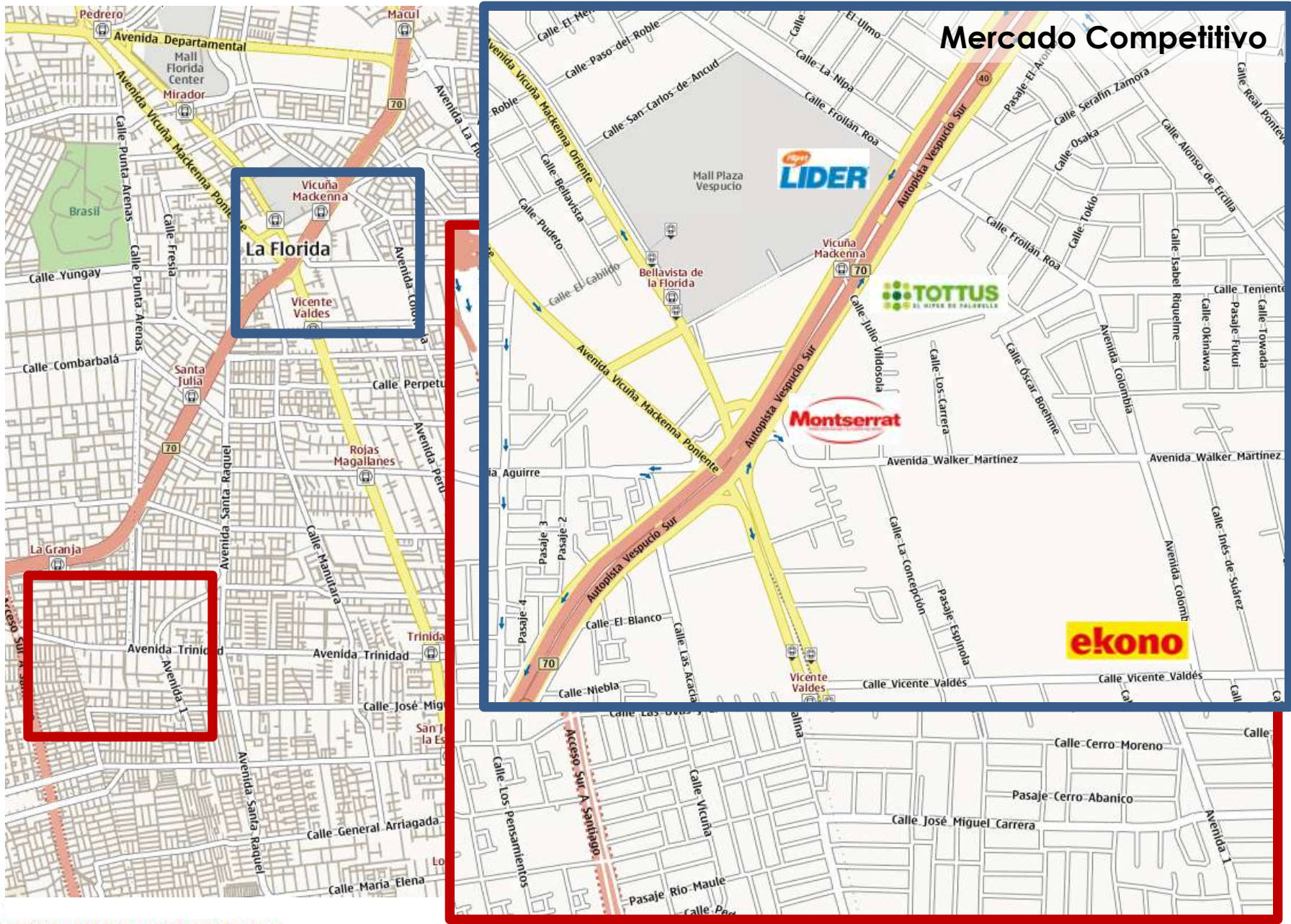
- La introducción de modelo jerárquicos data de varias décadas.
- La aplicación a problemas con estructuras que vale la pena explotar ha tenido que esperar hasta hace pocos años.
 - Acumulación de data a nivel individual
 - Desarrollo de algoritmos de estimación (enfoques bayesianos y métodos montecarlo)
 - Abaratamiento de capacidad de calculo.

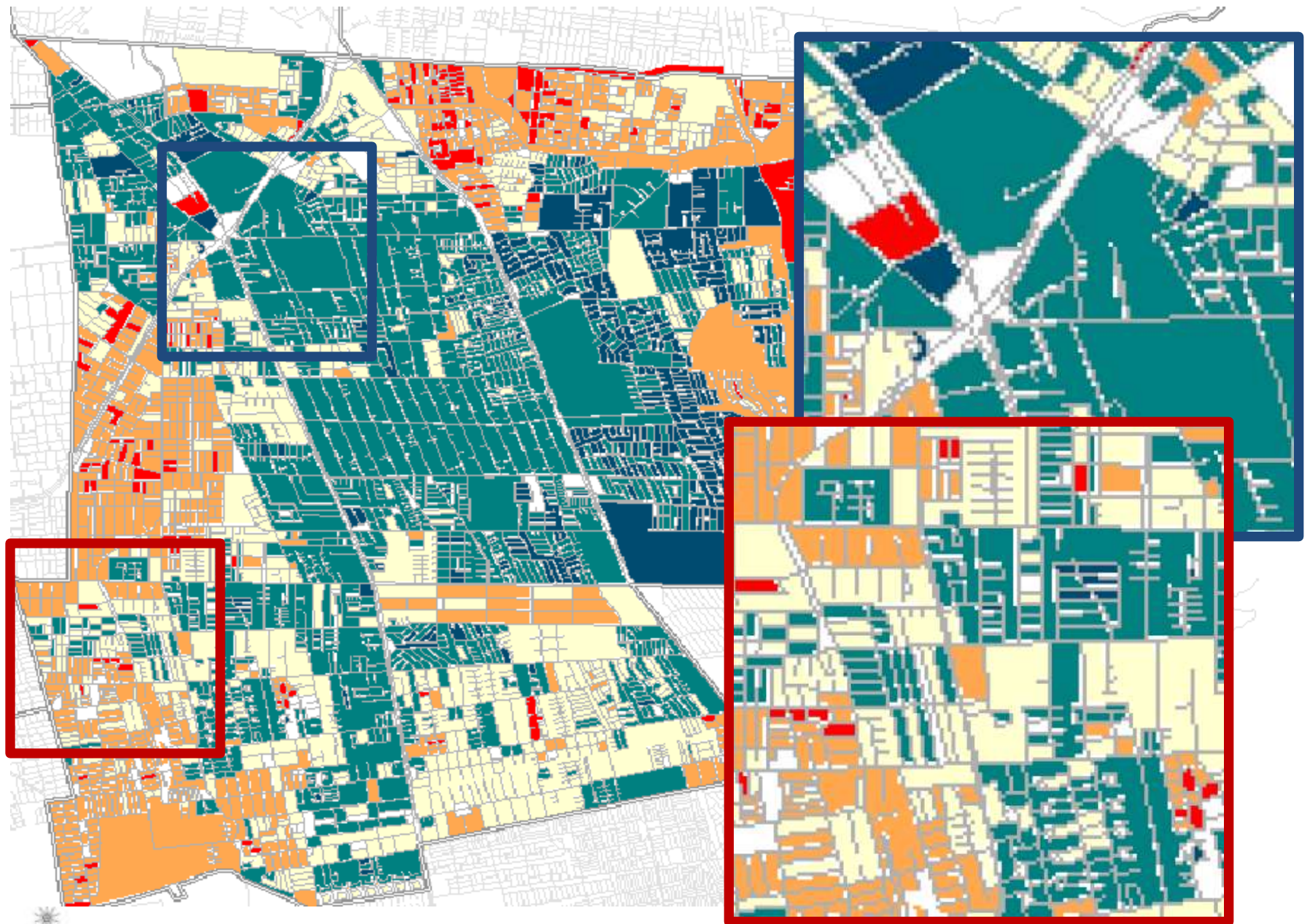
Aplicación 1

Determinación de Precios Óptimos en una Categoría de Supermercado

- Determinación de Precios de todos los productos en la categoría.
- Justificación
 - Diferencia de margen
 - Substitutos
 - Complementos
 - Efectos categoría
- Oportunidad de desarrollar esquemas de precios diferenciados para cada tienda





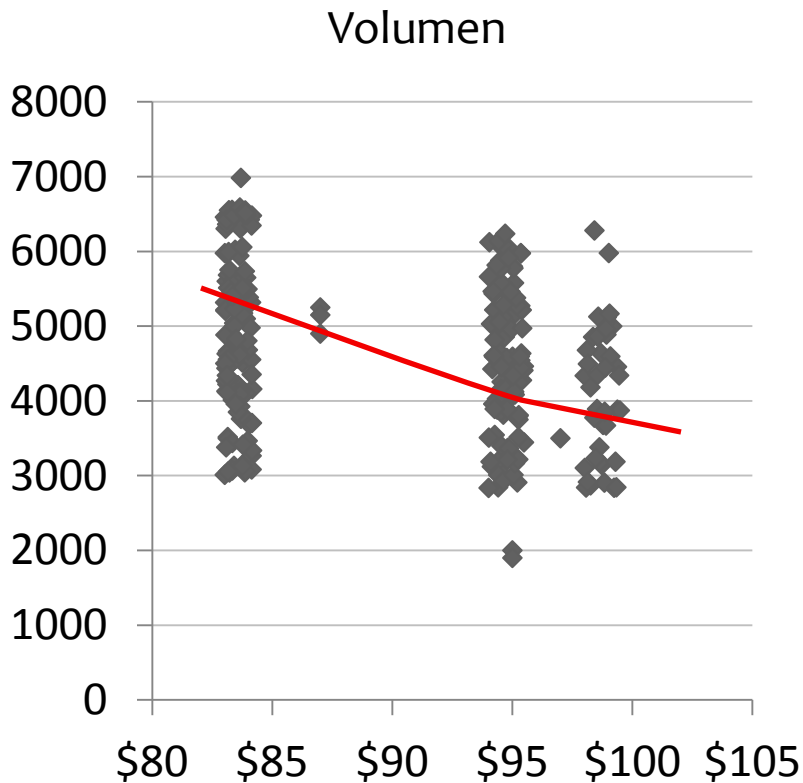


Estrategias de Micro-marketing

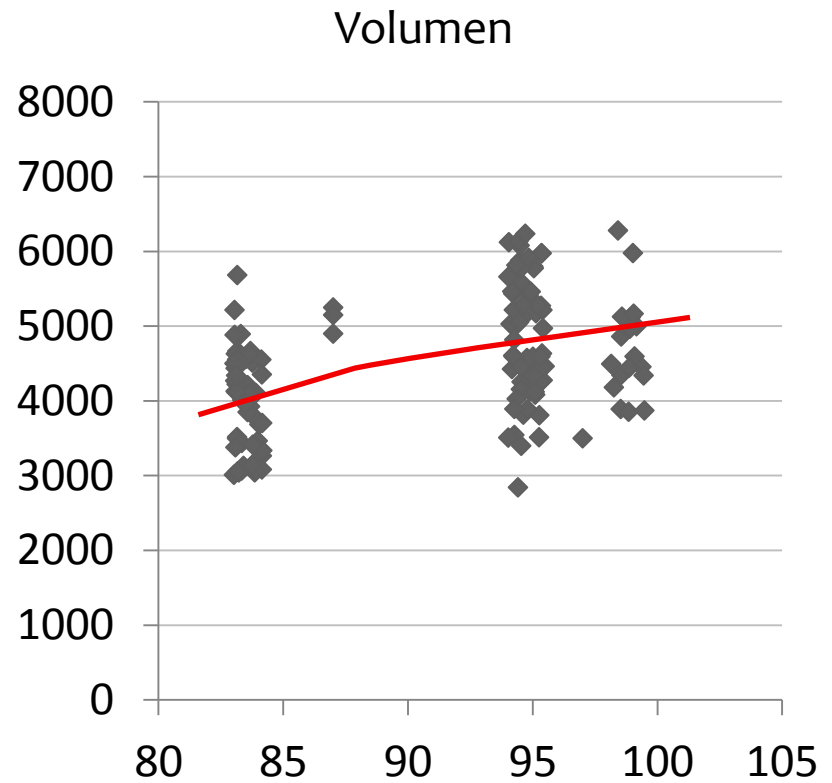
- Factores Demográficos
 - Ingresos
 - Composición etaria
 - Niveles educacionales
 - Tamaños de los hogares
- Características Competitivas
 - Formato de la sala – (Super, Hiper, Mega)
 - Cercanía sala misma cadena.
 - Numero de competidores cercanos
 - Por formato
 - Por distancia

Desafíos de la Desagregación₍₁₎

COLUN LIGHT
Todas Sucursales



COLUN LIGHT
Sucursal A



Desafíos de la Desagregación₍₂₎

- Dificultad en adquirir estimaciones confiables a nivel de producto-sala.
 - Dimensión típica de los modelos
 - Salas x Productos x Regresores
 - $18 \times 17 \times 21 = 6,426$ parámetros
 - Dimensión típica de la data
 - Salas x Productos x Semanas
 - $18 \times 17 \times 105 = 32,130$ data points
- En la industria el análisis desagregado es muy escasa.

Modelos Estadísticos de Demanda

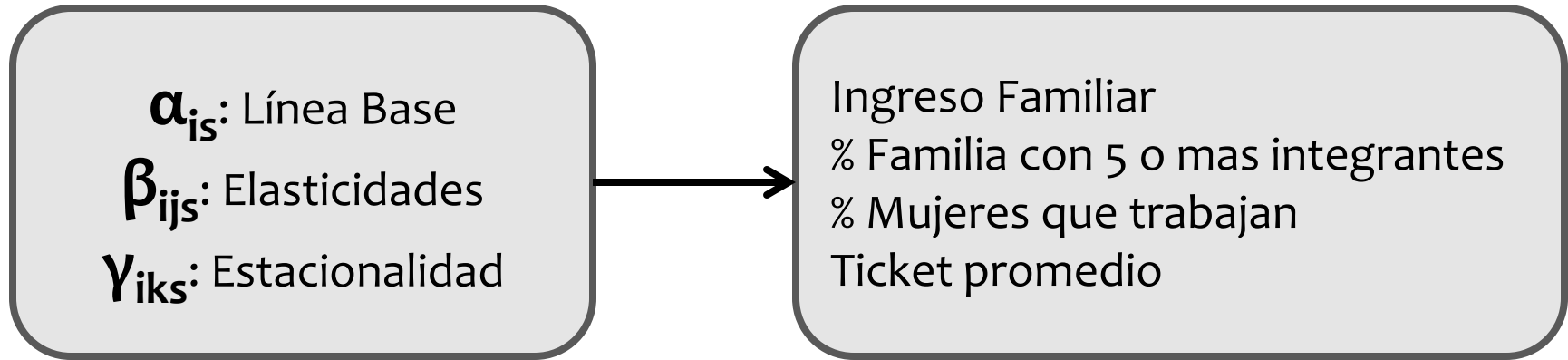
- Relacionan movimiento de cada producto a cambios de precios, y estacionalidades, etc.
- Ventas de producto i , en sala s y semana t queda caracterizado por:

$$\ln(q_{ist}) = \alpha_{is} + \sum_{j=1}^J \beta_{ijs} \ln(p_{jst}) + \sum_{k=1}^K \gamma_{iks} \delta_{kist} + \varepsilon_{ist}$$

Diagram illustrating the components of the demand model equation:

- Línea Base** (Line Base) points to α_{is} .
- Estacionalidades** (Seasonalities) points to δ_{kist} .
- volumen** (volume) points to q_{ist} .
- Efecto precio propio y cruzado** (Own and cross-price effect) points to β_{ijs} .

Demografía



- Algunos productos se consumen más en algunos sectores
- La sensibilidad al precio depende del perfil de clientes
- Algunas tiendas podrían ser mas estacionales que otras

→ Cuando el precio sube, las ventas tienden a bajar

Batido *Soprole* es sustituto para cualquier producto en la categoría

| | baseline | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 | 16 | 17 |
|------------------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 1 1+1 cereal | 24.8 | -0.84 | -1.23 | 1.60 | -0.53 | 0.53 | -0.31 | -0.47 | 0.41 | 1.56 | -0.60 | -0.76 | -1.83 | -0.39 | 0.32 | -0.55 | -0.82 | 0.10 |
| 2 1+1 soprole | 10.6 | 0.47 | -1.74 | 0.29 | 0.11 | 1.29 | -0.56 | 0.27 | 0.60 | -0.26 | 1.34 | -0.29 | -0.31 | -1.02 | -0.23 | -0.09 | -0.25 | 0.37 |
| 3 1+1 top | 12.4 | 0.14 | -1.98 | 0.69 | -0.97 | 2.78 | -2.11 | -0.10 | 0.14 | -0.97 | 1.52 | -0.40 | -0.08 | 1.86 | 1.17 | -0.68 | -8.58 | -2.07 |
| 4 Batido Alerce | -0.7 | -1.54 | 4.35 | -3.09 | -5.08 | 8.18 | -3.82 | 2.41 | 3.65 | -0.82 | -1.32 | -2.81 | 1.30 | -3.21 | -0.54 | 3.12 | 1.51 | 1.02 |
| 5 Batido Nestle | 5.4 | -0.22 | -0.32 | 0.65 | 0.36 | -4.12 | -0.49 | -0.03 | 1.03 | -0.48 | 0.84 | 0.32 | 1.35 | 0.41 | -0.12 | 0.77 | -1.02 | 1.61 |
| 6 Batido Soprole | 16.1 | 0.49 | -2.04 | 0.33 | -0.70 | 1.99 | -1.53 | 0.30 | 0.87 | -0.29 | 0.12 | -0.71 | -2.27 | -1.17 | -0.28 | -0.10 | 3.01 | 0.31 |
| 7 Batifrut | 21.4 | -0.19 | -0.13 | 0.97 | -0.63 | 0.66 | -1.56 | -0.63 | 0.81 | -0.61 | 0.94 | 0.62 | -1.49 | -2.34 | -1.60 | 0.39 | 2.37 | 0.55 |
| 8 Cereal Nestlé | 6.4 | -0.27 | 1.88 | 1.22 | -0.78 | 0.28 | -3.12 | 1.96 | -2.32 | 1.93 | 1.04 | 0.44 | -0.26 | -0.69 | -1.26 | -0.24 | 0.32 | -0.12 |
| 9 Diet Soprole | 20.3 | -0.45 | 0.09 | -1.15 | -1.69 | 1.56 | -2.33 | -1.36 | 1.28 | -2.79 | 3.09 | -0.74 | 0.56 | -0.92 | -1.88 | 0.31 | 1.04 | 3.77 |
| 10 Gold | 21.2 | -0.10 | 0.59 | 0.39 | -1.04 | 2.39 | -0.49 | 0.01 | 0.29 | 0.69 | -0.37 | 0.08 | -2.02 | -0.99 | -1.96 | -0.30 | -0.13 | 1.13 |
| 11 Huesitos | 25.3 | 2.82 | -8.04 | -3.87 | -2.48 | 0.78 | -1.16 | 2.27 | 1.37 | -7.25 | 2.70 | -7.55 | 2.97 | -1.87 | -1.25 | 0.44 | 11.31 | 5.06 |
| 12 Light Colun | 9.1 | 0.90 | 1.08 | -0.27 | 0.45 | 1.29 | -3.04 | 3.60 | 0.30 | 0.35 | 0.91 | -1.89 | -0.28 | -0.75 | -2.94 | -2.16 | 0.86 | 1.41 |
| 13 Pack Nestle | 16.0 | -2.80 | -2.38 | -2.01 | 0.33 | 1.52 | -1.22 | -0.16 | -0.92 | -1.36 | 3.79 | -3.30 | -0.90 | -1.62 | -1.57 | -0.73 | 5.90 | 6.13 |
| 14 Pack Soprole | 10.3 | 1.07 | 2.51 | 0.62 | -1.17 | 0.12 | -0.72 | -0.06 | 0.91 | 1.27 | -0.94 | 2.04 | -0.79 | 0.02 | -1.69 | -0.83 | -1.79 | -1.52 |
| 14 Pequegurt | 45.7 | 0.39 | 1.47 | 2.01 | -1.08 | 2.09 | -0.24 | 1.46 | 1.30 | 0.99 | -2.49 | -1.42 | -3.01 | -0.65 | -0.74 | -4.52 | -3.89 | 0.66 |
| 16 Next Trozos | 25.7 | 0.16 | -1.51 | -2.59 | -1.64 | 1.84 | -1.03 | -1.90 | 0.68 | 4.41 | -0.32 | -0.59 | -2.34 | -2.88 | 1.58 | 2.28 | 0.90 | -0.77 |
| 17 Yoghito | 10.4 | 0.21 | -1.06 | 1.98 | -0.30 | 2.09 | -1.42 | -0.24 | 1.51 | -0.18 | 0.83 | -0.99 | -0.89 | -1.26 | -0.95 | 0.09 | 1.86 | -1.16 |

↓ Cuando precio Gold sube, ventas Yoghito sube

↓ Cuando precio Huesitos sube, ventas Yoghito baja

Parámetros Poblacionales

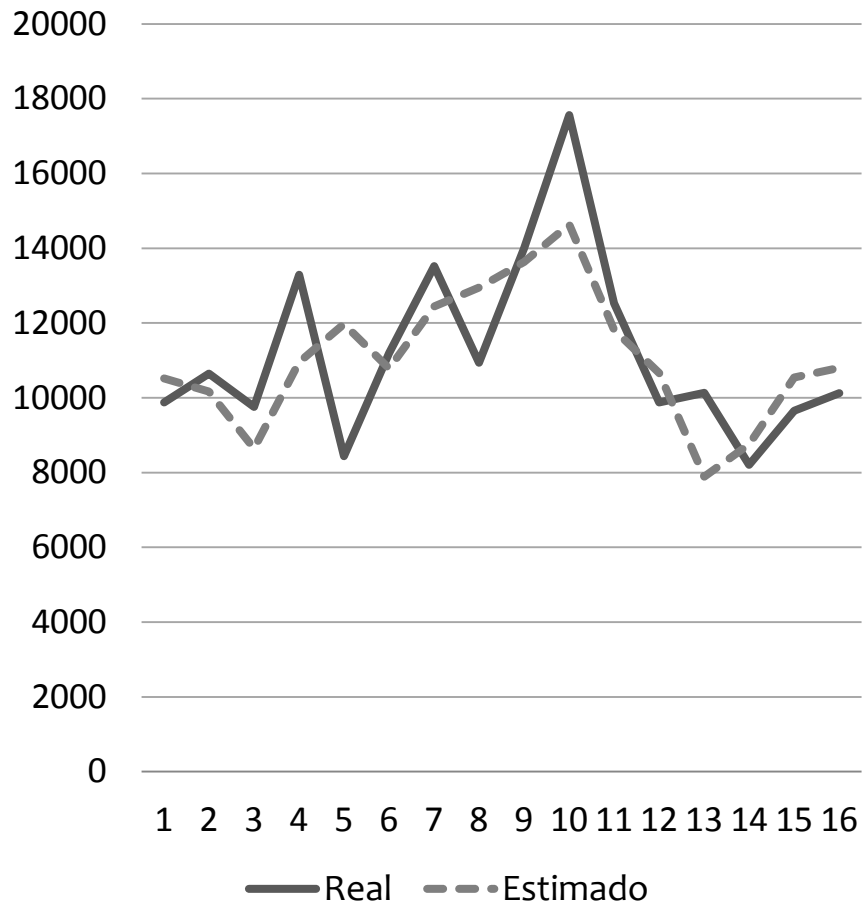
Elasticidades Propias

| Producto | Constante | Ticket Promedio | Ingreso Familiar | Tamaño Familia | Mujeres Trabajan |
|----------------|-----------|-----------------|------------------|----------------|------------------|
| Yoghito | 0.21 | 0.05 | 0.13 | -0.01 | -0.01 |
| Batido Nestle | 0.01 | -0.35 | -0.34 | 0.72 | -0.21 |
| 1+1 Soprole | -8.56 | -0.37 | -0.04 | 0.32 | 0.01 |
| Pequegurt | -1.01 | -0.94 | 0.53 | -2.83 | -0.03 |
| 1+1 Cereal | 5.11 | 0.16 | 0.53 | -0.31 | 0.02 |
| Gold | 0.23 | 0.14 | -1.10 | -0.31 | 0.06 |
| Batido Soprole | -0.04 | 0.11 | 0.16 | -0.08 | 0.02 |
| Cereal Nestle | -0.13 | 0.21 | 0.34 | 1.15 | -0.02 |

$$\beta_{iis} = -0.13 + 0.21TP_s + 0.34ING_s - 1.15TAM_s - 0.02MUJ_s$$

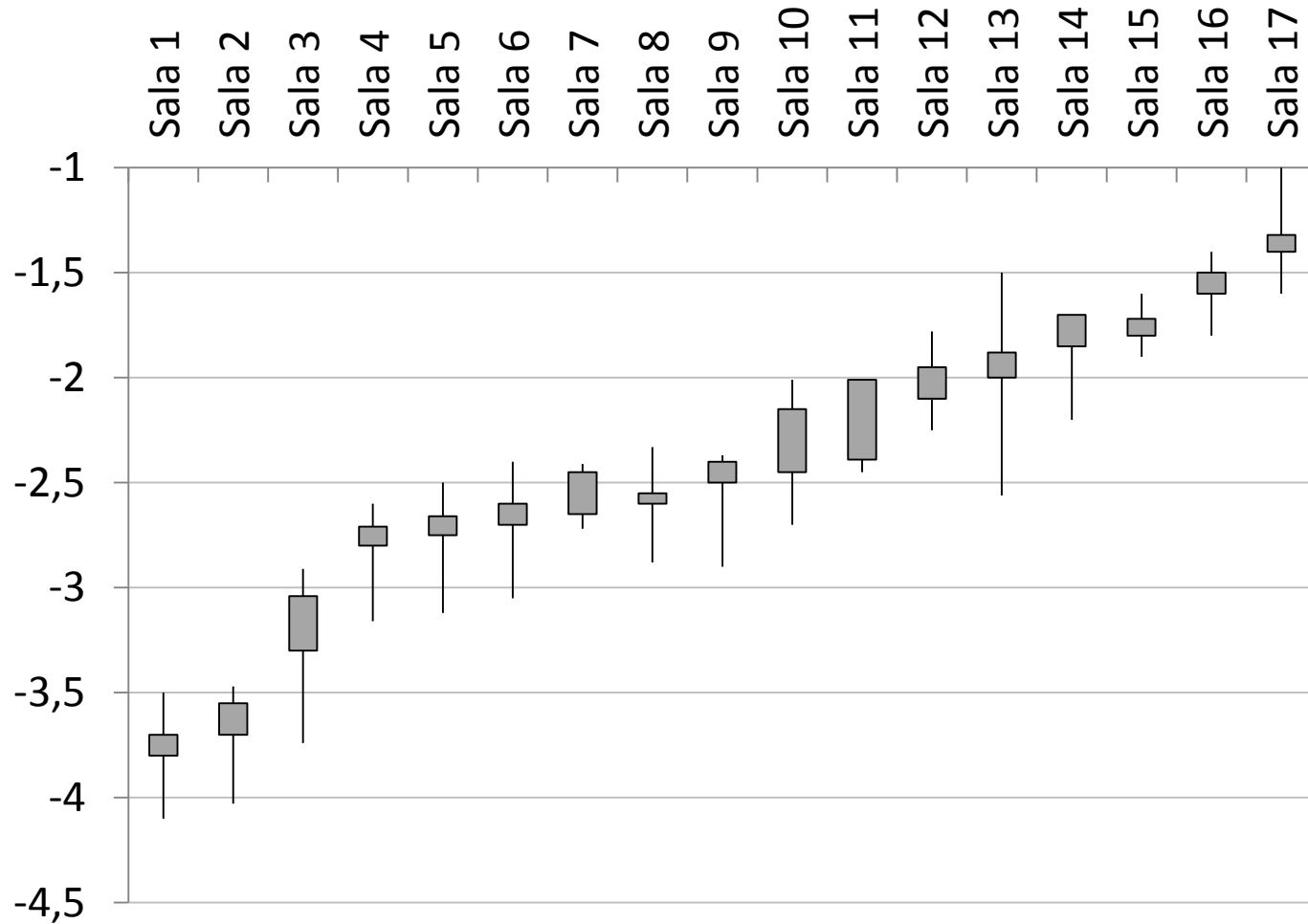
Evaluación del Modelo

Ventas Yoghito



| | Regresión Lineal | | Modelo Jerárquico | |
|----------|------------------|------|-------------------|------|
| | R ² | MAPE | R ² | MAPE |
| Sala 1 | 0.21 | 31% | 0.36 | 29% |
| Sala 2 | 0.19 | 40% | 0.35 | 37% |
| Sala 3 | 0.34 | 26% | 0.46 | 21% |
| Sala 4 | 0.19 | 33% | 0.50 | 27% |
| Sala 5 | 0.14 | 32% | 0.51 | 26% |
| Sala 6 | 0.32 | 36% | 0.48 | 28% |
| Sala 7 | 0.21 | 37% | 0.31 | 34% |
| Sala 8 | 0.15 | 36% | 0.24 | 30% |
| Sala 9 | 0.17 | 34% | 0.34 | 30% |
| Sala 10 | 0.13 | 46% | 0.34 | 40% |
| Sala 11 | 0.14 | 40% | 0.35 | 37% |
| Sala 12 | 0.02 | 30% | 0.35 | 28% |
| Sala 13 | 0.37 | 32% | 0.38 | 29% |
| Sala 14 | 0.21 | 40% | 0.36 | 33% |
| Sala 15 | 0.03 | 31% | 0.31 | 28% |
| Sala 16 | 0.10 | 41% | 0.30 | 36% |
| Sala 17 | 0.02 | 35% | 0.38 | 30% |
| Sala 18 | 0.37 | 40% | 0.38 | 38% |
| Promedio | 0.18 | 36% | 0.37 | 31% |

Variación en Elasticidad Propia Yoghito



El Problema de optimización

$$\begin{aligned}\max E[\pi_{ts}] &= \sum_i (p_{its} - c_{it}) E[q_{its}] \\ &= \sum_i (p_{its} - c_{it}) \exp \left\{ \alpha_{is} + \sum_j \beta_{ijs} \ln(p_{jts}) + \sum_{k=1}^K \gamma_{iks} \delta_{kist} + \frac{1}{2} \sigma_{is}^2 \right\}\end{aligned}$$

$$\text{s.a} \quad \sum_t \sum_i \left(\frac{E[q_{its}]}{\sum_j E[q_{jts}]} \right) p_{its} = p_s$$

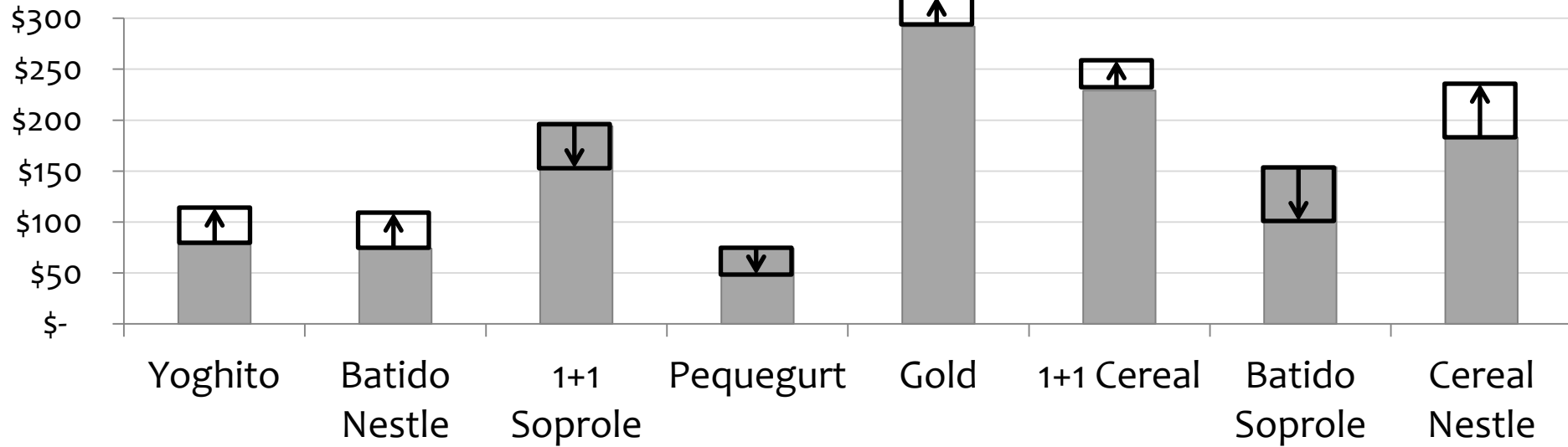
Mantener el mismo nivel de precios p_s

$$\sum_t \sum_i E[q_{its}] p_{its} = \bar{x}_s$$

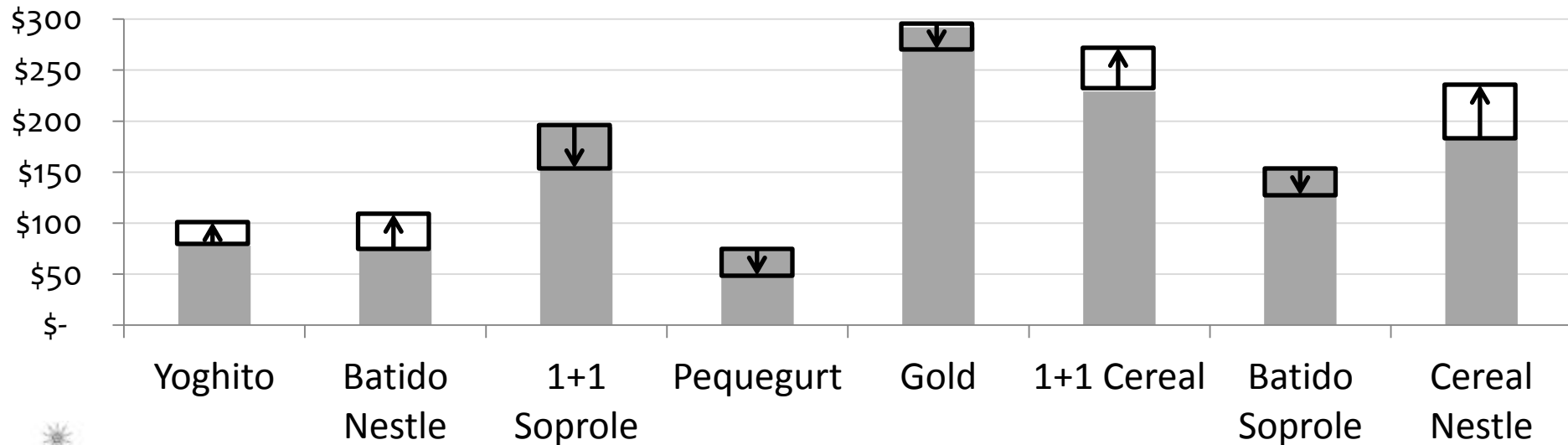
Mantener el mismo nivel de ingresos x_s

Rangos aceptables de precios, Demandas máximas, etc.

Sala A



Sala B



Resultados Principales

- La disponibilidad de datos y métodos proveen un ambiente propicio para la elaboración de estrategias de micro-marketing.
- Las estrategias optimas típicamente son más complejas que el simple incremento / disminución de todos los precios.
- Es posible manejar diferencias de precios entre las marcas, para fomentar la substitución hacia canastas de productos mas rentables.

Aplicación 2

Calculo de Lifetime Value en la Cartera de Clientes

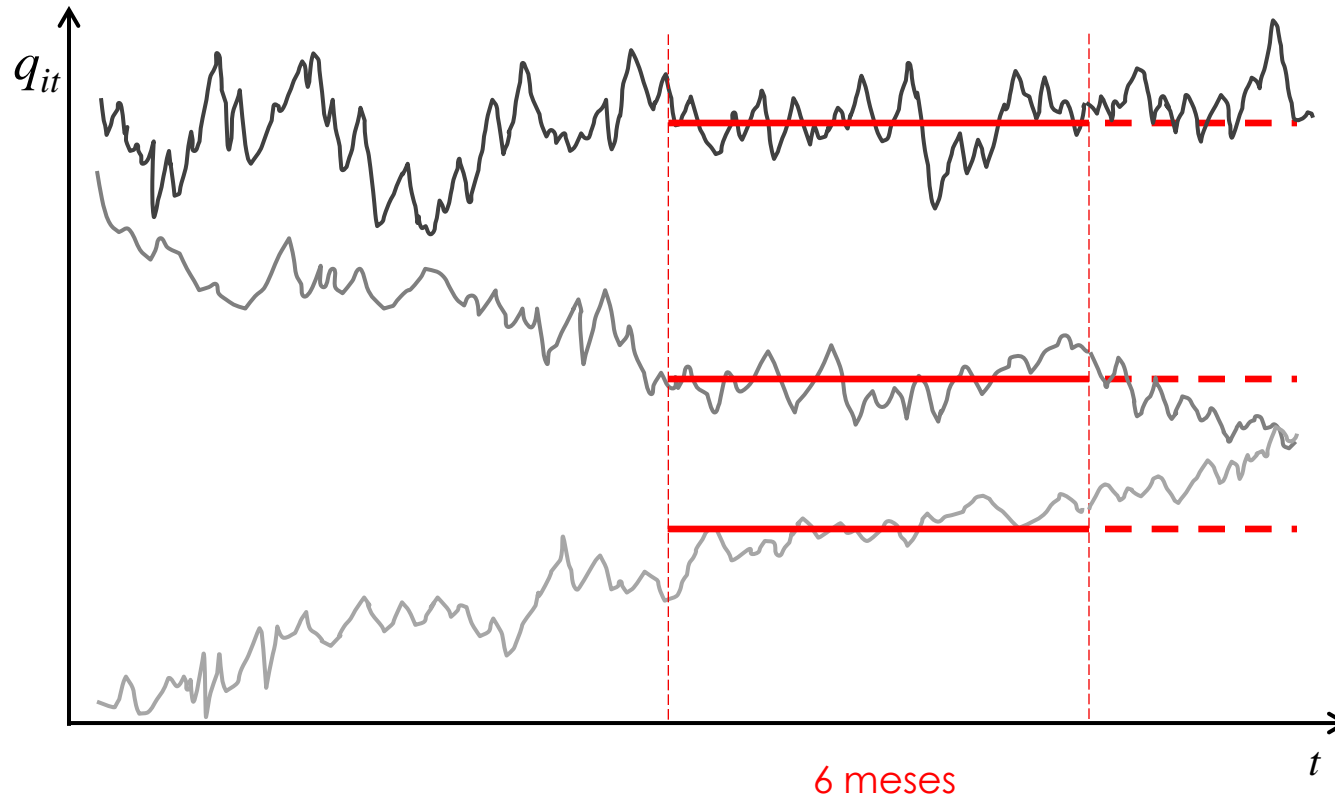
Orientación a Clientes y LTV

- Mirar clientes como unidades de negocios:
 - Necesidad de evaluar el atractivo de cada uno de los clientes
 - Para decidir acciones
 - Para determinar presupuestos individuales.
- Customer Lifetime Value (CLV): métrica del valor del cliente para la compañía

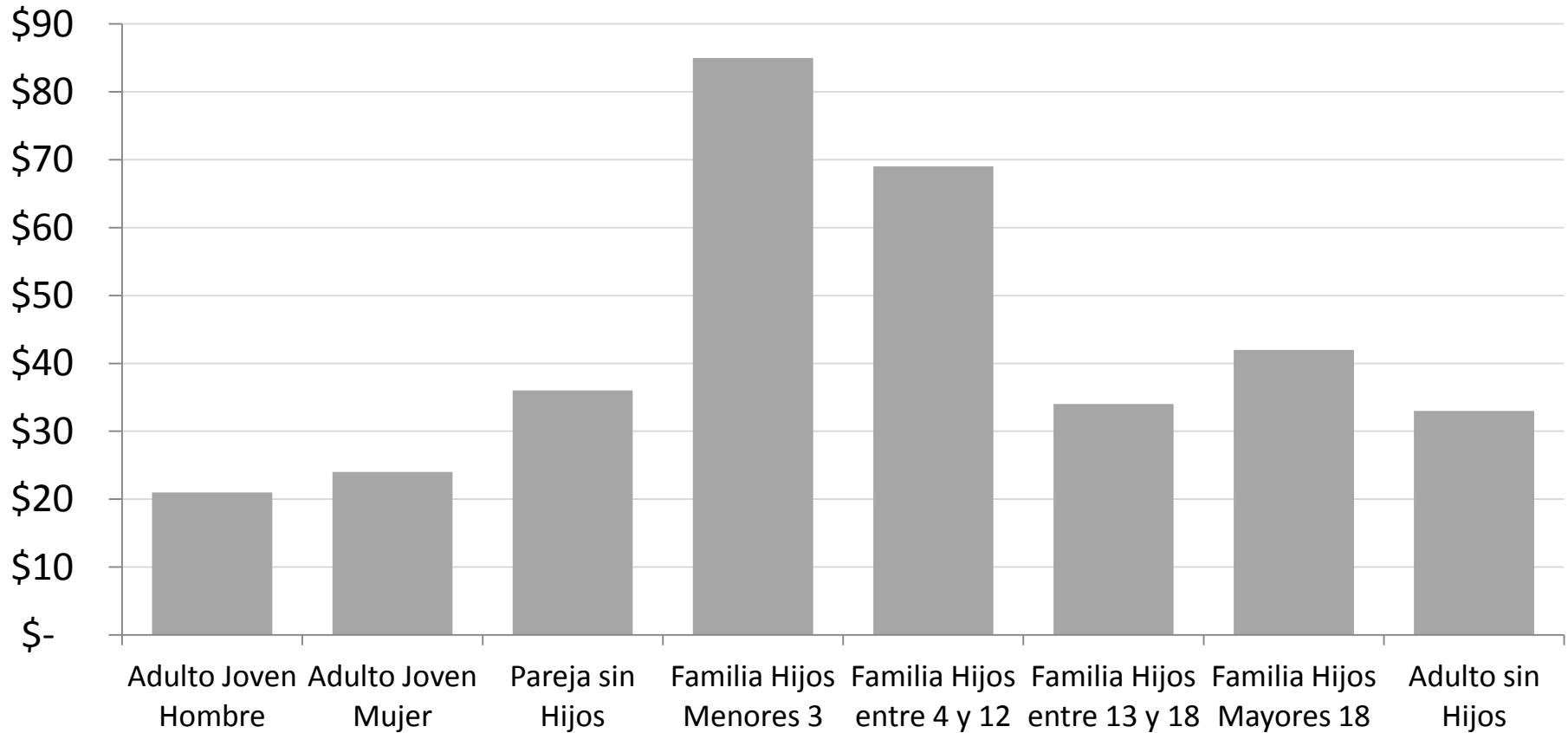
$$CLV_i = \sum_t \frac{q_{it} - c_{it}}{(1+d)^t}$$

Metodología Tradicional

tendencias
ciclos

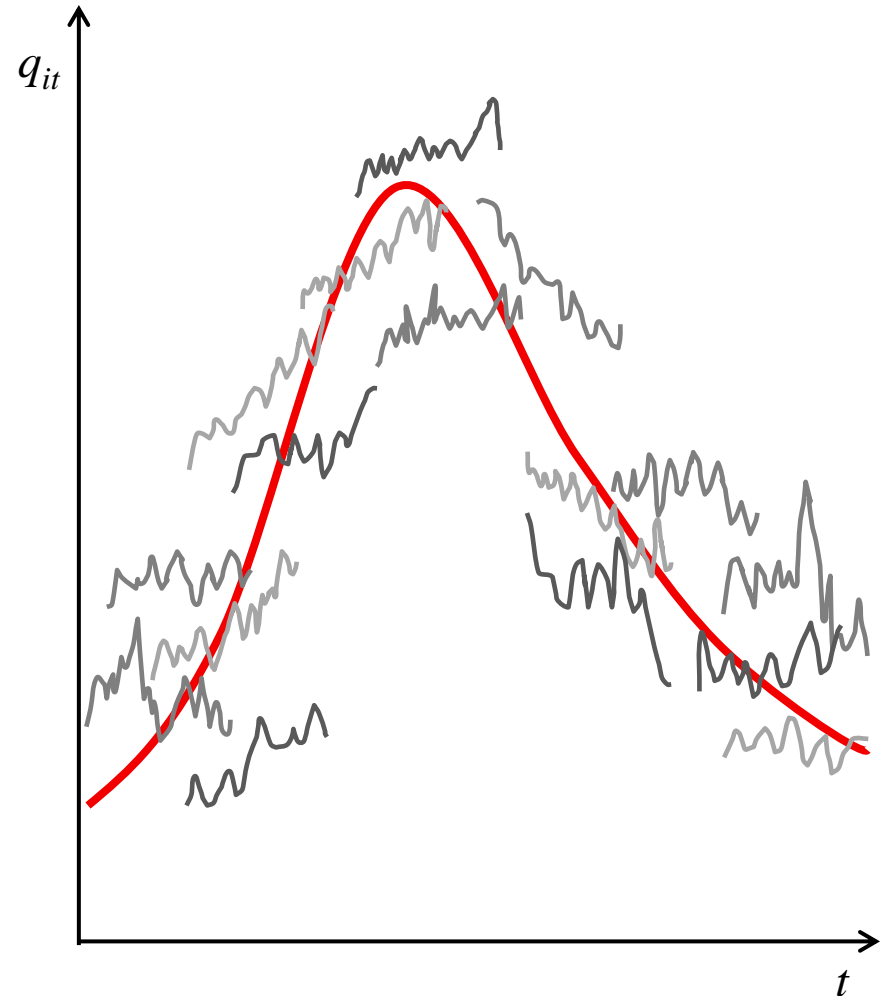


Ciclos de Estilo de Vida



Metodología Tradicional

- Para cada cliente observamos una fracción relativamente menor de su ciclo de vida.
 - Mantener individualidad
 - Usar información de los otros clientes



Modelo Gasto

- Describen el gasto total en la cadena de cada cliente i en cada mes t .

$$\ln(q_{it}) = \alpha_{is} + \beta_i t + \sum_{k=1}^K \gamma_{ik} \delta_{kit} + \sum_{j=1}^J \eta_{ij} x_{jit} + \varepsilon_{it}$$

Diagram illustrating the components of the expenditure model:

- Línea Base** (Base Line) points to α_{is} .
- Estacionalidades** (Seasonalities) points to δ_{kit} .
- gasto** (expenditure) points to q_{it} .
- Evolución Temporal del Gasto** (Temporal Evolution of Expenditure) points to $\beta_i t$.
- Historial de Compras** (Purchase History) points to x_{jit} .
- Additional factors: **Promoción** (Promotion), **Recencia** (Recency), and **Frecuencia** (Frequency) are associated with the purchase history term.

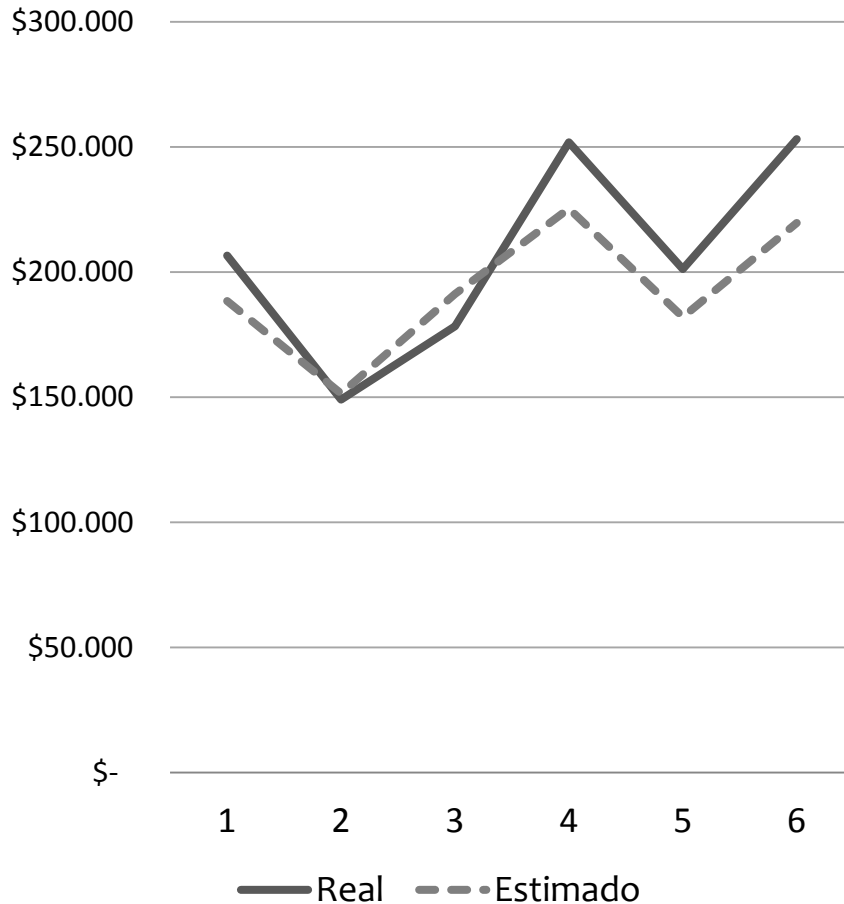
- Asumimos que todos los parámetros ($\alpha, \beta, \gamma, \eta$) del modelo vienen de una misma distribución normal.

Benchmarks

- Método Simple:
 - Gasto futuro igual a gasto pasado
 - No permite incorporar dinámicas
- Regresión lineal agregada
 - Todos los clientes quedan descritos por el mismo proceso
 - Bajo poder discriminatorio
- Regresión lineal desagregada
 - Cada cliente tiene un comportamiento independiente
 - Información incompleta del ciclo de vida
- Comparación en base a la capacidad de pronóstico (MAPE)

Evaluación del Modelo

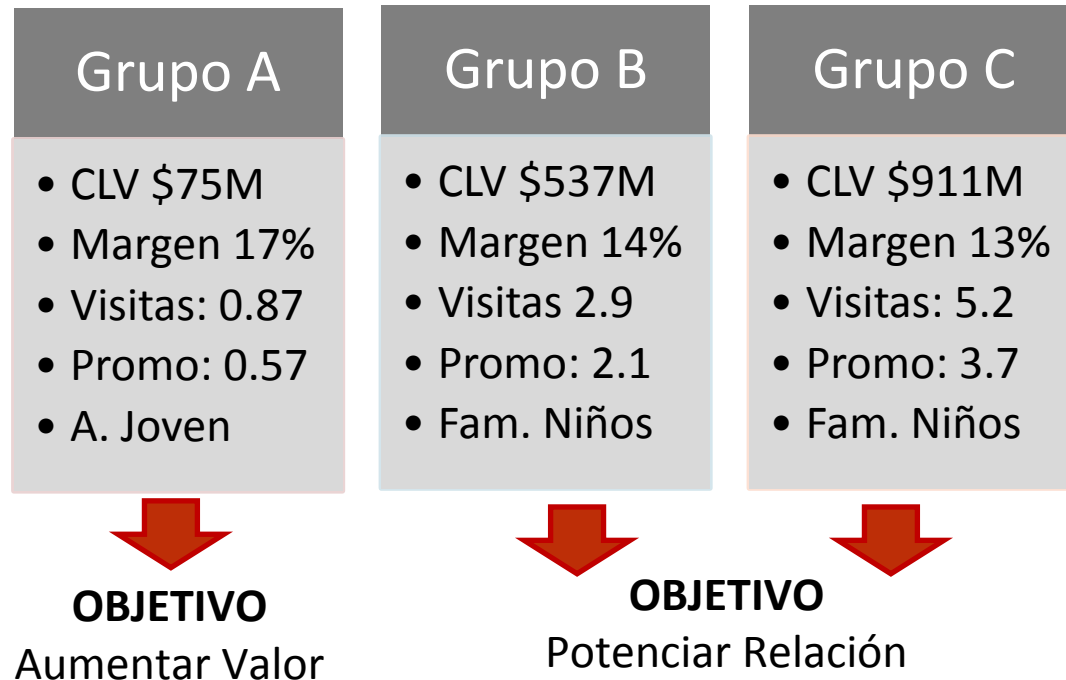
Gasto Cliente 892440



| | MAPE |
|-------------------------------------|-------------|
| Modelo Simple | 196% |
| Regresión Lineal Agregada | 108% |
| Regresiones Lineales Independientes | 161% |
| Modelo Jerárquico | 82% |

Modelo de Decisión

- El modelo de decisión mas sencillo consiste en la clasificación de clientes en grupos de valor.



Al cerrar

Recomendaciones Finales

El valor de la heterogeneidad

- Existen importantes oportunidades de negocios al en **desagregar** decisiones. Para poder desagregar necesitamos describir la **heterogeneidad** del comportamiento.
- Existen muchas fuentes de **heterogeneidad**:
 - Comportamiento pasado, demografía o latente.
- A veces el estudio del comportamiento diferenciado de los clientes puede ser difícil, pero la tecnología para implementaciones sencillas en la dirección correcta, ya está disponible.

IV SEMINARIO INTERNACIONAL GESTIÓN DE RETAIL

Incorporación de Heterogeneidad en Decisiones Comerciales: Aplicaciones en la Industria del Retail

Marcel Goic (mgoic@dii.uchile.cl)

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

UNIVERSIDAD DE CHILE

NOVIEMBRE 10, 2011