



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

**METODOLOGÍA DE ESTIMACIÓN DE DEMANDA PARA EQUIPOS DE
CICLO DE VIDA CORTA EN LA INDUSTRIA DE LAS
TELECOMUNICACIONES**

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
INDUSTRIAL**

JONG HYUN KIM

**PROFESOR GUÍA
ALEJANDRA PUENTE CHANDÍA**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN
LUIS ABURTO LAFOURCADE
NICOLÁS FRITIS COFRÉ**

**SANTIAGO DE CHILE
ENERO 2013**

RESUMEN DE LA MEMORIA
PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL
POR: JONG HYUN KIM
FECHA: 21/01/2013
PROF.GUÍA: ALEJANDRA PUENTE C.

METODOLOGÍA DE ESTIMACIÓN DE DEMANDA PARA EQUIPOS DE CICLO DE VIDA CORTA EN LA INDUSTRIA DE LAS TELECOMUNICACIONES

Los productos tecnológicos enfrentan cada vez ciclos de vida más cortos y cuya razón depende no sólo del efecto de la competencia si no que además de los cambios en las preferencias por atributos tecnológicos de los consumidores. En efecto, es una industria en donde la incertidumbre es determinada tanto por los cambios tecnológicos como la valoración de los atributos, lo que hace difícil para los fabricantes de dispositivos móviles, estimar la demanda de sus productos. Mediante el desarrollo de la metodología de pronóstico de demanda se pretende apoyar las decisiones que deben tomar los fabricantes móviles en relación a cuánto y cuáles modelos deben ofrecer considerando los cambios de tecnológicos y los efectos de la competencia.

La metodología propuesta consiste en un modelo basado en atributos que permite estimar las participaciones de mercado a nivel SKU, y que utiliza dos etapas para su estimación. El modelo se basa en crear relaciones analíticas entre los diferentes niveles de agregación, lo que permite estimar parámetros a partir de unos pocos atributos y una recuperación de efectos fijos a nivel de producto. La ventaja del modelo se centra en la simpleza de la interpretación de sus parámetros, la información cruzada que entrega y estima las respuestas de mercado de productos sin historia a partir de la valoración de los atributos que comparte con los productos vigentes.

El pronóstico de ventas se probó sobre un horizonte de validación de cuatro meses en donde se logran errores MAPE ponderados del 81.7% para el modelo basado en ventas, 87.2% para el modelo basado en ingresos , 87.5% , 100.5% y 68.3% para los modelos aplicados en los segmento de ventas bajas, medias y altas respectivamente. Estos resultados se obtuvieron estimando las ventas totales e ingresos totales del mercado utilizando el método de suavizamiento exponencial Holt-Winters con MAPEs de pronóstico de 5.763% y 9.44% respectivamente. Los modelos basados en atributos en ventas e ingresos fueron comparados con el método de suavizamiento exponencial aplicado a nivel individual. En particular, cuando se evalúan aquellos SKU con buenos niveles de pronóstico con errores MAPE iguales o inferiores al 40%, el porcentaje de SKU que logra pertenecer a éste grupo varía entre el 20.5% y 28.7%. Para SKUs sin historia, el modelo logra estimar su futura participación de mercado con errores MAPE entre 8.225% y 37.145%.

El modelo entrega información valiosa en su etapa de estimación a nivel atributos, permitiendo entender las respuestas de mercado de los atributos. Las mejores del modelo vendrán dadas en la incorporación de temporalidad de los efectos fijos, dado los rápidos cambios en la valoración de atributos que presenta el mercado de las telecomunicaciones.

AGRADECIMIENTOS

Mis sinceros agradecimientos a mi profesora guía Alejandra Puente y a mi profesor co-guía Luis Aburto, quienes confiaron en mi trabajo y me apoyaron en el desarrollo de la presente memoria.

Agradezco a mi incondicional madre Ana y hermana Dae, quienes han sido el pilar principal de mis logros en la vida. Porque sin ellas no hubiera sido posible enfrentar los desafíos que nos propuso ésta vida y alcanzar hoy mi gran anhelo de finalizar mis estudios profesionales.

A todas las personas que me han acompañado en éste largo y duro camino universitario, en especial a Rocío Duque, Carlos Collao, Silvana, Myrian, estaré eternamente agradecido por siempre haber estado junto a mí.

A mis amigos del alma, Miguel y Sebastián, y a mis ahora colegas de la universidad, Jaime, Alfonso, Joshua, Eugenio, Carlos, Kenneth, Gonzalo, por todo lo que compartimos en una de las etapas más importantes de mi vida.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN	6
2. DESCRIPCIÓN Y JUSTIFICACIÓN DE PROYECTO	8
3. OBJETIVOS	9
3.1 Objetivo general	9
3.2 Objetivos generales	9
4. METODOLOGÍA	10
4.1 Identificación y levantamiento de la situación actual	10
4.2 Identificación de datos relevantes y disponibles	10
4.3 Diseño conceptual de modelos de estimación de demanda	10
4.4 Caracterización de la demanda de dispositivos móviles	11
5. MARCO TEÓRICO	12
5.1 Ciclo de vida del producto	12
5.2. Modelo de estimación basado en atributos	13
5.2.1 Definición de variables	14
5.2.2 Datos de entrada del modelo	14
5.2.3 Primer modelo de regresión nivel-atributo	15
5.2.4 Recuperación de parámetros a nivel individual	16
5.2.5 Recuperación de elasticidades	17
5.2.6 Cálculo de participaciones de mercado	17
5.3 Modelos de estimación de demanda	18
5.3.1 Suavización Exponencial Simple	18
5.3.2 Suavización Exponencial Holt-Winters	19
5.3.3 Método regresivo causal	20
5.3.3.1 Estimación por mínimos cuadrados ordinarios	20
5.3.4 Modelo de difusión de Bass	21
5.4 Métodos estadísticos e indicadores de ajuste	23
5.4.1 MAD	23
5.4.2 MAPE	24
5.4.3 RMSE	24
6. ALCANCE	25
7. RESULTADOS ESPERADOS	26
7.1 Metodología para estimar la demanda de dispositivos móviles	26
7.2 Caracterización de la demanda	26
7.3 Recomendaciones del mix de productos	26
8. ANÁLISIS DE DATOS	27
8.1 Análisis de la situación actual	27
8.1.1 Antecedentes de la industria	27
8.1.2 Operadores de servicio móvil	27
8.1.3 Mercado de los dispositivos móviles	29
8.2 Descripción de los datos disponibles	30
8.2.1 Descripción de los datos a nivel agregado	30
8.2.2 Descripción de los datos a nivel desagregado	32
8.2.3 Descripción de los atributos compartidos por producto	34
8.2.4 Árbol de decisión de atributos	35
8.2.5 Filtrado de datos	37

8.2.6 Atributos y niveles de dispositivos móviles	38
8.2.6.1 Conformación de atributos y niveles	38
8.2.6.2 Presencia de los dispositivos móviles	40
8.3 Bien de Referencia.....	41
9. ANÁLISIS DE RESULTADOS	43
9.1 Calibración del modelo de atributos	43
9.1.1 Efectos Fijos y Covariados a nivel atributo	43
9.1.2 Recuperación de efectos fijos a nivel producto	45
9.1.3 Estimación de efectos covariados a nivel producto	47
9.2 Cálculo de elasticidades	48
9.3 Estimación de demanda	49
9.3.1 Estimación de Ventas Totales.....	50
9.3.1.2 Suavizamiento Exponencial Holt-Winters	51
9.4 Pronóstico de demanda a nivel SKU	54
9.4.1 Análisis de SKU con buen nivel de pronóstico	56
9.4.2 Análisis de SKU con mal nivel de pronóstico.....	57
9.5 Modelo basado en atributos con segmentos de ventas	59
9.5.1 Segmento ventas bajas.....	59
9.5.1.1 Efectos fijos segmento ventas bajas.....	60
9.5.1.2 Pronóstico de segmento ventas bajas	62
9.5.2 Segmento ventas medias.....	63
9.5.2.1 Efectos fijos segmento ventas medias.....	64
9.5.2.2 Pronóstico de segmento ventas medias	65
9.5.3 Segmento ventas altas.....	66
9.5.3.1 Efectos fijos segmento ventas altas.....	67
9.5.3.2 Pronóstico de segmento ventas altas	69
9.5.4 Consideraciones del modelo de atributos con segmentos	69
9.6 Modelo basado en atributos con estimación de ingreso	71
9.6.1 Bien de referencia ingreso	71
9.6.2 Efectos fijos a nivel atributo ingreso.....	72
9.6.3 Efectos fijos y covariados a nivel producto	75
9.6.4 Estimación de ingresos	75
9.6.4 Estimación de ingresos a nivel SKU	77
10. COMPARACIÓN DE METODOLOGÍA.....	80
10.1 Suavización Exponencial a nivel SKU	80
11. ESTIMACIÓN DE DEMANDA PARA PRODUCTO SIN HISTORIA	83
11.1 Descripción de los SKU sin historia.....	83
11.2 Estimación de efectos fijos	84
11.3 Estimación de participación de mercado	86
12. DISCUSIÓN DE LA METODOLOGÍA	88
12.1 Ventajas de la metodología	88
12.1.1 Información directa y cruzada	88
12.1.2 Complejidad	89
12.1.3 Productos sin historia de venta.....	89
12.2 Desventajas de la metodología	90
12.2.1 Dependencia de métodos externos	90
12.2.2 Efecto temporal.....	90
13. CONCLUSIONES	91
13.1 Comentarios generales.....	91
13.2 Comentarios específicos	92

13.2.1 Relevancia de los atributos	92
13.2.2 Fuentes de error en la estimación a nivel SKU	93
13.3 Trabajos futuros	93
14. BIBLIOGRAFÍA	95
15. ANEXOS	96
15.1 ANEXO A: Tablas descriptivas de los SKU	96
15.2 ANEXO B: Estimaciones de Efectos Fijos Modelo Ventas	99

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Evolución de los abonados móviles y penetración de telefonía móvil en Chile	6
Gráfico 2: Participación de operadores móviles por abonados Marzo 2012	28
Gráfico 3 : Participación de mercado de operadoras según abonados Prepago	28
Gráfico 4: Variaciones de Market Share según marca - 2009-2011	30
Gráfico 5 : Serie de tiempo de ventas segun marca	32
Gráfico 6: Serie de tiempo de ventas acumuladas según SKU	33
Gráfico 7: Serie de tiempo de venta y precio promedio Samsung 1085	33
Gráfico 8: Nodo cero de árbol de decisión	35
Gráfico 9 : Nodo 14 árbol de decisión de atributos	36
Gráfico 10 : Variación del número de equipos únicos vendidos 2008-2011	40
Gráfico 11: Serie de tiempo del tamaño del bien de referencia	42
Gráfico 12: Ajuste por método de suavizamiento exponencial simple	50
Gráfico 13: Ajuste por método de suavizamiento exponencial Holt-Winters multiplicativo	52
Gráfico 14: Distribución del error MAPE según porcentaje de SKU	54
Gráfico 15 : Pronóstico de demanda para los SKU Nokia1616 y SamsungE1086	57
Gráfico 16: Comportamiento serie de venta Nokia 1661	58
Gráfico 17: Comparación ventas vs pronóstico para SKU Nokia 1680 Classic	58
Gráfico 18 : Serie del tamaño del bien de referencia segmento de ventas bajas	60
Gráfico 19 : Serie del tamaño del bien de referencia en segmento de ventas medias	63
Gráfico 20 : Serie del tamaño del bien de referencia - segmento de ventas altas	67
Gráfico 21: Distribución del error MAPE según porcentaje de SKUs por segmentos	70
Gráfico 22: Serie de ajuste de método de suavización exponencial Holt-Winters con Ingreso	76
Gráfico 23: Distribución del Error MAPE según porcentaje de SKU en modelo basado en Ingreso	78
Gráfico 24: Distribución del Error MAPE con Suavizamiento Exponencial Individual	81
Gráfico 26 : Rama izquierda árbol de atributos	97
Gráfico 27: Rama central árbol de atributos	97
Gráfico 28: Rama Centro Derecha Arbol de atributos	98
Gráfico 29: Rama derecha árbol de atributos	98

ÍNDICE DE TABLAS

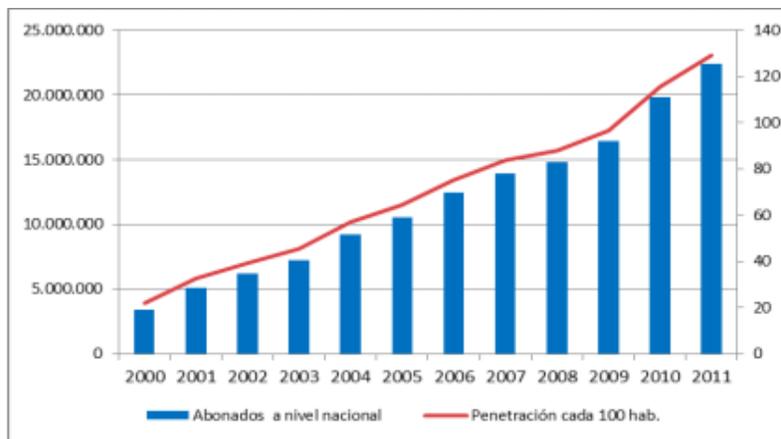
Tabla 1: Penetración de telefonía móvil 2000-2011	27
Tabla 2 Registro de importaciones de partida arancelaria HS-8400 Dispositivos móviles 2011	29
Tabla 3 : Participación de mercado actores principales según ingreso	31
Tabla 4: Participación de mercado actores principales según unidades vendidas	31
Tabla 5: Ventas totales período 2008-2011	31
Tabla 6 : Conformación del atributo marca	38
Tabla 7: Conformación de atributo Diseño.....	38
Tabla 8: Conformación de atributo Teclado	38
Tabla 9 Conformación de atributo Resolución	39
Tabla 10: Conformación de atributo Sistema Operativo	39
Tabla 11: Conformación de atributo Bluetooth.....	39
Tabla 12: Conformación de atributo MP3	39
Tabla 13 : Disponibilidad de los productos durante el período de estudio.....	40
Tabla 14: Resumen de participaciones promedio por SKU	41
Tabla 15: Estadísticos del tamaño del bien de referencia	42
Tabla 16: Estimación de efecto fijo atributo marca	43
Tabla 17: Estimación de efecto fijo atributo Diseño	43
Tabla 18: Estimación de efecto fijo atributo Teclado	44
Tabla 19: Estimación efecto fijo atributo Resolución	44
Tabla 20: Estimación efecto fijo atributo Sistema Operativo.....	44
Tabla 21: Estimación efecto fijo atributo Bluetooth	44
Tabla 22: Estimación efecto fijo atributo MP3	44
Tabla 23 : Estimación de efectos fijos a nivel SKU según atributo (Parte 1)	45
Tabla 24: Estimación de efectos fijos a nivel SKU según atributos (Parte 2)	46
Tabla 25: Recuperación del efecto covariado precio según atributo	47
Tabla 26 : Elasticidades precio - share/marca	48
Tabla 27: Elasticidades precio- share/diseño	48
Tabla 28 : Elasticidades precio-share/teclado	48
Tabla 29: Elasticidades precio-share/Resolución	49
Tabla 30: Elasticidades precio-share/Sistema Operativo	49
Tabla 31: Elasticidades precio-share/bluetooth	49
Tabla 32: Elasticidades precio-share/Mp3	49
Tabla 33 : Indicadores de ajuste de suavización exponencial simple.....	50
Tabla 34: Pronóstico de ventas por suavización exponencial simple	51
Tabla 35: Indicadores de ajuste del pronóstico suavización exponencial simple	51
Tabla 36: Indicadores de ajuste de suavizamiento exponencial Holt-Winters	52
Tabla 37: Pronóstico de ventas por suavizamiento exponencial Holt-Winters	52
Tabla 38: Indicadores de ajuste del pronóstico suavizamiento exponencial Holt-Winters.....	53
Tabla 39: Estimación de parámetros de indicadores de tendencia y estacionalidad.....	53
Tabla 40: Errores de pronóstico del modelo basado en ventas	54
Tabla 41 : Errores de pronóstico para SKU con buen nivel de pronóstico	56
Tabla 42 : Criterios de segmentación según niveles de venta.....	59
Tabla 43 : Estimación del efecto fijo marca en segmento ventas bajas	60
Tabla 44 : Estimación del efecto fijo diseño segmento bajo	61
Tabla 45: Estimación del efecto fijo teclado segmento bajo	61
Tabla 46: Estimación del efecto fijo Resolución segmento bajo	62
Tabla 47: Errores de pronóstico del modelo basado en ventas para el segmento bajo	62
Tabla 48: Estimación del efecto fijo marca en segmento medio.....	64
Tabla 49: Estimación del efecto fijo diseño en segmento de ventas medias	64
Tabla 50: Estimación del efecto fijo teclado en segmento de ventas medias	65

Tabla 51 : Estimación del efecto fijo MP3 segmento ventas medio	65
Tabla 52 : Estimación del efecto fijo Resolución- segmento ventas medio	65
Tabla 53: Errores de pronóstico del modelo basado en ventas en el segmento ventas medias	66
Tabla 54: Estimación del efecto fijo segmento ventas altas	67
Tabla 55: Estimación del efecto fijo diseño segmento ventas altas	68
Tabla 56: Estimación del efecto fijo Resolución - segmento ventas altas	68
Tabla 57: Errores de pronóstico modelo basado en ventas en el segmento ventas altas	69
Tabla 58: Errores de pronóstico Modelo basado en ventas según segmentos de venta	70
Gráfico 59: Serie del tamaño del bien de referencia según Ingreso	72
Tabla 60: Estadísticos del tamaño del bien de referencia Ingreso	72
Tabla 61: Estimación del efecto fijo atributo del Modelo basado en ingreso	72
Tabla 62: Estimación del efecto fijo diseño en Modelo basado en Ingreso	73
Tabla 63: Estimación del efecto fijo Teclado en Modelo basado en Ingreso	73
Tabla 64: Estimación del efecto fijo Resolución en Modelo basado en ingreso	73
Tabla 65: Estimación del efecto fijo Sistema Operativo Modelo basado en Ingreso	74
Tabla 66: Estimación del efecto fijo MP3 en Modelo basado en Ingreso	74
Tabla 67: Estimación del efecto fijo Bluetooth en Modelo basado en Ingreso.....	74
Tabla 68: Estimación del efecto covariado del precio según atributo en Modelo basado en Ingreso	75
Tabla 69: Errores de ajuste Suavización Exponencial Holt-Winter Ingreso	76
Tabla 70: Indicadores capacidad de pronóstico del Suavizamiento Holt Winters Ingreso.....	76
Tabla 71: Estimaciones de Tendencia y Estacionalidad estimadas en Suavizamiento Exponencial Holt Winters	77
Tabla 72: Errores de pronóstico en Modelo basado en Ingreso	78
Tabla 73: Errores de pronóstico Suavizamiento Exponencial individual.....	80
Tabla 74: Comparación de errores de pronóstico Modelo basado en atribudo vs Suavizamiento Exponencial.....	81
Tabla 75: Descripción de atributos SKU LG COOKIE LITE	83
Tabla 76: Descripción de atributos SKU NOKIA 2690	84
Tabla 77: Descripción de atributos del SKU Samsung M3710	84
Tabla 78: Estimación de los efecto fijos utilizando 22 meses para calibración.....	84
Tabla 79: Estimación del efecto fijo del SKU sin Historia LG COOKIE LITE	85
Tabla 80: Estimación de los efecto fijos calibrado en 16 meses.....	85
Tabla 81: Estimación del efecto fijo de SKU sin historia Nokai 2690.....	85
Tabla 82: Estimación de efectos fijos calibrado para 16 meses	85
Tabla 83: Estimación del efecto fijo para SKU sin historia Samsung M3710	85
Tabla 84: Pronóstico de participación de mercado a un mes LG COOKIE LITE	86
Tabla 85: Pronóstico de participación de mercado a un mes Nokia 2690	86
Tabla 86: Pronóstico de participación de mercado a un mes Samsung M3710	86

1. INTRODUCCIÓN

En marzo del año 2010, Chile logró superar la barrera del 100% en relación a la penetración de telefonía móvil. En efecto, actualmente existen más líneas de telefonía móvil que habitantes en el país y por consiguiente más dispositivos móviles que habitantes.

Gráfico 1: Evolución de los abonados móviles y penetración de telefonía móvil en Chile



Fuente: SUBTEL

La industria de las telecomunicaciones ha presentado un fuerte crecimiento no sólo en Chile, si no que a nivel mundial, y se ha caracterizado por su gran dependencia a los cambios tecnológicos y a los niveles de preferencias de los consumidores.

Los fabricantes de dispositivos móviles (Samsung, LG, Apple, Blackberry, Nokia, etc) son esenciales en la cadena de suministro de la industria de telecomunicaciones y también heredan las características de un mercado altamente competitivo y sustitutivo. Esto ha significado que los dispositivos móviles experimenten cortos ciclos de vida, una sustitución frecuente y una rápida baja en el precio. Además, la cantidad de datos disponibles por producto es reducida, lo cual limita el análisis de la industria y en lograr pronósticos de demanda para la siguiente temporada.

Los problemas y desafíos que enfrentan los fabricantes móviles en relación a los mecanismos de pronóstico de demanda se caracterizan por:

i. **Reducidas oportunidades de ventas:**

Dado que las transacciones se realizan entre fabricantes móviles y las operadoras telefónicas, las oportunidades de venta de productos se realizan trimestralmente, lo que significa pocas oportunidades para reajustar los niveles de venta pronosticados.

ii. Cambios en la preferencias

Gran parte de la incertidumbre de la demanda depende de los marcados cambios en las preferencias de los consumidores por ciertos atributos, algunos inexistentes en temporadas pasadas. Esto hace que la variable de decisión de compra de un producto no siempre recaea en el factor del precio .

iii. Homogeneidad de los productos

El alto grado de competitividad de la industria, impulsa a los fabricantes móviles a participar en todos los segmentos de dispositivos móviles, lo que ha generado que entre los diferentes productores la oferta sea bastante homogénea.

Lo anterior ha restringido a los fabricantes móviles a tener que pronosticar considerando separadamente cada uno de los problemas antes mencionados, teniendo que utilizar métodos de pronóstico en base a data histórica y adicionando los análisis de investigación de mercado.

Los métodos típicamente utilizados en problemas de estimación de demanda, series de tiempo y suavizamiento exponencial, poseen un nivel de predicción bajo cuando se evalúan en productos de cortos ciclos de vida y requieren de una gran cantidad de datos históricos para la calibración de dichos modelos [4]. Dichos modelos pierden su capacidad de ajuste debido a que los cambios tecnológicos y de preferencia en los consumidores incorporan nuevos atributos que antes nos existían , por lo que hace difícil comparar los atributos nuevos con los antiguos.

El presente trabajo tiene como motivación proveer una metodología de pronóstico de demanda de teléfonos móviles que permita integrar el uso de data histórica limitada con los cambios en la valoración por atributos tecnológicos. Mediante el desarrollo de la metodología de pronóstico de demanda se pretende apoyar las decisiones que deben tomar los fabricantes móviles en relación a cuánto y cuáles modelos deben ofrecer considerando los cambios de tecnológicos y los efectos de la competencia.

2. DESCRIPCIÓN Y JUSTIFICACIÓN DE PROYECTO

Debido a que los mecanismos de pronóstico de demanda son parte fundamental para los fabricantes de dispositivos móviles en la toma de decisiones de cuál debe ser la cantidad óptima a ofrecer en el mercado y la variedad de productos, la metodología que se desarrollará en esta memoria, debe hacerse cargo de un modelo de estimación de demanda que logre integrar tanto los efectos de la competencia como los cambios dinámicos que experimentan los productos móviles debido su corto ciclo de vida.

Los fabricantes deben poseer mecanismos de pronósticos confiables, principalmente porque las oportunidades de venta de productos son limitadas en el año. Dado lo anterior, las oportunidades de rectificar o ajustar la oferta es escasa y dichos errores en la estimación repercuten directamente en la participación de mercado de los fabricantes.

La pérdida de participación de mercado, hace que su poder de negociación con los operadores disminuya y por ende se deba incurrir en costos adicionales de promoción y publicidad excesivos.

Bajo estas características de la industria y que enfrentan en particular los dispositivos móviles, las decisiones que deben tomar los fabricantes dependen principalmente de un pronóstico de demanda de corto plazo (mensual o trimestralmente) para la coordinación precisa en los tiempos de fabricación y entrega. Sin embargo las cualidades de los productos respecto a cortos ciclos de vida y a la gran cantidad de SKU disponibles, hacen que los métodos de estimación se logren de manera agregada, lo que restringe la toma de decisiones de manera dedicada o en nichos.

La estimación de demanda de teléfonos móviles deberá ser parte fundamental como metodología de apoyo en la definición de los nuevos productos a incorporar en el mercado local, así como también, en determinar qué modelos y atributos han cumplido su ciclo de vida en el mercado. Una buena estimación de demanda, permitirá a los fabricantes no sólo poder tomar mejores decisiones de cuánto y qué vender en cada momento, si no que también a ahorrar en costos que significan reducir precios o mejorar el atractivo del producto con regalos promocionales en equipos, ya que por el mal pronóstico quedaron en Stock.

3. OBJETIVOS

3.1 Objetivo general

Desarrollar una metodología de pronóstico de demanda de teléfonos móviles con efectos de la competencia y atributos tecnológicos de ciclo de vida corta.

3.2 Objetivos generales

- 1) Definir un modelo de estimación de demanda para dispositivos móviles con efectos de competencia y atributos tecnológicos a nivel de SKU.
- 2) Identificar los atributos determinantes de los dispositivos móviles que impactan en la demanda.
- 3) Caracterizar la demanda por teléfonos móviles según sus atributos y determinar las elasticidades cruzadas a nivel SKU.
- 4) Estimar la demanda a nivel SKU de dispositivos móviles y analizar su capacidad de pronóstico.
- 5) Proponer un método que permita definir el surtido de dispositivos basados en los pronósticos de demanda para productos con y sin historia de venta.

4. METODOLOGÍA

La metodología propuesta para el desarrollo del presente trabajo posee las siguientes etapas:

4.1 Identificación y levantamiento de la situación actual

Se realizará primero una revisión de la literatura en relación a la problemática planteada. Es de gran importancia revisar trabajos realizados anteriormente e identificar posibles trabajos que puedan ser continuados bajo los diferentes enfoques de la estimación de demanda de productos.

Por otro lado, es necesario determinar cuál es la situación actual de la empresa y bajo qué metodología se encuentran hoy enfrentando la problemática. Esto con el objetivo de poder generar un marco de comparación con el o los modelos que se desarrollen en la presente memoria.

4.2 Identificación de datos relevantes y disponibles

Contar con la información y los datos es una de las partes fundamentales del presente trabajo, ya que al identificar con qué tipo de información se cuenta es posible determinar cuáles variables servirán como métricas en los diferentes modelos de estimación. También permite que se logre definir un alcance considerando la carencia de datos para el análisis.

Esta etapa de la metodología consiste adicionalmente en limpiar y preprocesar los datos, de manera que se pueda visualizar claramente cuáles serán las variables importantes a utilizar en los diferentes modelos de estimación. La limpieza y procesamiento de los datos también permite que se eviten problemas posteriores de cálculos erróneos o redundantes.

4.3 Diseño conceptual de modelos de estimación de demanda

Una vez que se cuenta con los datos identificados y se ha definido cuáles son los recursos disponibles, se procederá a desarrollar los modelos de estimación de demanda que se adecuen a resolver la problemática propuesta y que se encuentren dentro de los modelos revisados en el marco teórico de la presente memoria. Para ello, se pretende al menos utilizar un modelo de estimación basado de atributos.

En la presente etapa es de gran importancia que los modelos que se propongan logren incorporar los efectos de la competencia considerando los datos y recursos disponibles. En cada modelamiento se deberán procesar los datos de acuerdo a los requerimientos de entrada de datos que posea cada modelo de estimación.

4.4 Caracterización de la demanda de dispositivos móviles

Se obtendrán para cada uno de los modelos evaluados una caracterización de la demanda de dispositivos móviles a nivel SKU con sus respectivos parámetros estimados en base a los modelos que se hayan utilizado para su pronóstico. En especial, se realizarán estimaciones enfocadas en la obtención de los parámetros relacionados a los efectos de la competencia, tales como la elasticidad precio de la competencia o efectos cruzados provocados por la competencia.

4.5 Evaluación de la capacidad de ajuste y pronóstico de los modelos

Se analizará el desempeño de los modelos propuestos utilizando comparaciones entre los modelos y con el modelo de la situación actual de la empresa. Para poder comparar el rendimiento de los diferentes modelos se utilizarán métricas de comparación en base a indicadores de ajuste de los pronósticos. Lo anterior se realizará tanto a nivel agregado como a nivel desagregado de la demanda de dispositivos móviles. También es necesario identificar si existen productos en los que los modelos aplicados se comportan erráticamente y analizar aquellos casos que podrían ser categorizados como “especiales”.

4.6 Generación de propuestas en base al pronóstico

En base a la metodología de estimación de demanda, es necesario que se logren crear ciertas propuestas para definir el mix óptimo de productos que debe ofrecer la empresa en función de los atributos y los efectos competitivos de la industria.

5. MARCO TEÓRICO

Con el propósito de entender y abordar la problemática planteada en la presente memoria, se introduce a continuación un marco teórico con los conceptos y herramientas necesarias para el desarrollo de una metodología de estimación de ventas a nivel de producto.

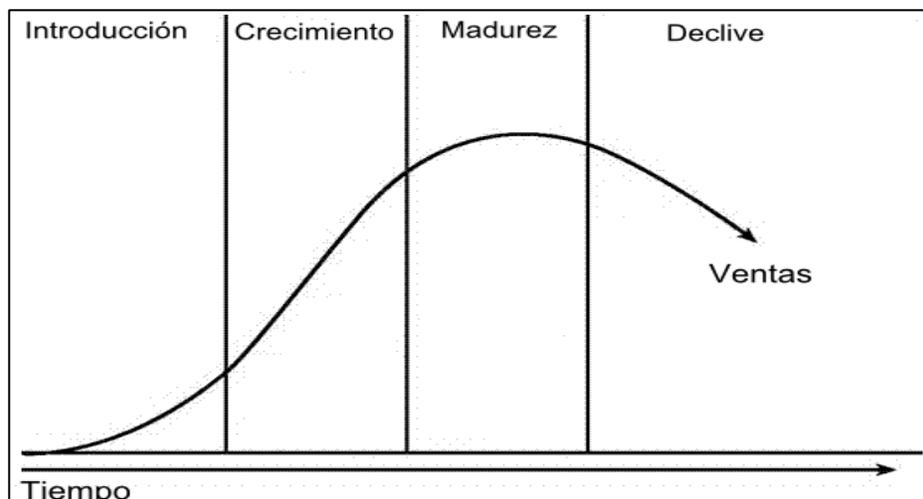
5.1 Ciclo de vida del producto

El ciclo de vida de un producto o servicio consiste en un período de tiempo el cual se inicia con el lanzamiento del producto y finaliza con el decaimiento de las ventas de aquel producto. Durante el ciclo de vida, el producto experimenta diferentes comportamientos en el mercado reflejándose en sus niveles de ventas. En general, el ciclo de vida de un producto se compone de cuatro grandes etapas: Introducción del producto, crecimiento del producto, maduración del producto y decaimiento del producto.

1. Etapa de Introducción del producto

La primera fase del ciclo de vida del producto se inicia con el lanzamiento del producto con el objetivo de generar el máximo impacto en el mercado. En ésta etapa, existe una carencia de información por parte de las empresas sobre cómo reaccionará el mercado frente a éste lanzamiento, mientras que el consumidor se enfrenta a un nuevo producto sin poseer mucha información. La etapa se caracteriza por los grandes esfuerzos de promoción y publicidad que realizan las empresas resaltando los atributos de innovación o sustitución con respecto a los competidores.

Figura 1: Esquema de difusión del ciclo de vida del producto



Fuente: Frank Bass 1969 [2]

2. Etapa de crecimiento del producto

La etapa de crecimiento se caracteriza por un crecimiento sostenido e incluso explosivo en las ventas. Es aquella etapa en la cual las empresas logran posicionar sus participaciones de mercado, en especial, si fueron los primeros en introducir el producto al mercado. Además comienzan a aparecer nuevos competidores, los cuales alertados por el crecimiento sostenido, deciden participar en el mercado. Se manifiestan en las empresas múltiples esfuerzos para diferenciarse de la competencia y realzar los atributos únicos de sus productos.

3. Etapa de maduración del producto

Cuando el mercado comienza a saturarse de productos con variaciones básicas del mismo producto o cuando la diferenciación de los productos es poco significativa, entonces el mercado de dicho producto ha alcanzado la etapa de maduración. El mercado carece de importantes fluctuaciones en cuanto a participación de mercado y aquellas empresas posicionadas obtienen importantes utilidades en la estabilidad del mercado. La etapa de maduración de un producto es aquel momento en que los esfuerzos se orientan en extender la vida del producto.

4. Etapa de decaimiento del producto

La venta de los productos comienza a disminuir consistentemente y comienzan a emerger nuevos mercados a los cuales las empresas comienzan a migrar, dejando de producir en el mercado actual. Se comienzan a cerrar los multicanales de distribución de las empresas, operando con pocos canales de venta y distribución.

5.2. Modelo de estimación basado en atributos

Una industria que enfrenta diariamente el manejo y pronóstico de una gran cantidad de productos es la industria del retail. Si bien la complejidad en el manejo de SKU's en la industria de las telecomunicaciones es menor, los modelos de estimación por atributos que se han utilizado en la industria del retail poseen un enfoque que puede ser aplicado en la industria de las telecomunicaciones. Por un lado, las propiedades de un SKU en un supermercado son replicables o comparables con los atributos de los dispositivos celulares, y ambos tipos de productos enfrentan importantes variaciones en ventas y rotación durante su ciclo de vida.

El modelo de estimación basado en atributos ,que se enfocará la presente memoria, se basa en el desarrollado por Bell, Bondrer y Chintagunta [1], quienes proponen un modelo basado en niveles de atributos, en la cual la unidad de análisis es

el market share de una alternativa creada por agregación y que puede ser recuperada para obtener parámetros a nivel desagregado.

5.2.1 Definición de variables

La estructura de las variables que se requiere para la implementación del presente modelo se explica a continuación:

- **Productos(J):** Corresponden al conjunto de SKU que se utilizarán como unidad mínima de análisis. Para cada producto es necesario conocer la cantidad y el precio al que fue vendido, pudiendo incorporar variables de acciones de marketing, como promociones y descuentos, en cada período de tiempo.
- **Atributos(A):** Se definen como características físicas o intangibles que describen a un producto y que permiten agrupar de manera única a los productos de una categoría. En los dispositivos móviles, un ejemplo de un atributo físico es la marca o el tipo de diseño. Además un atributo intangible puede ser el precio o una segmentación en rango de precios.
- **Nivel del atributo (L):** Se define el “nivel de un atributo” como la oferta disponible que conforma un atributo en particular. En el caso de los dispositivos móviles, los nombres de los fabricantes conforman los niveles del atributo marca.

5.2.2 Datos de entrada del modelo

El modelo basado en atributos utiliza una formulación basada en la estimación de participaciones de mercado. Es por ello que se requiere una estructura de datos adecuada a partir de la información transaccional recopilada.

- **Bien de Referencia (O) :** El bien de referencia o conocido mejor en la literatura como *Outside Good* , representa a la alternativa de no consumir. Dado que el modelo utiliza estimaciones de los niveles de utilidad de cada alternativa de consumo, el bien de referencia será aquella alternativa que representa el nivel de utilidad igual a cero. El bien de referencia se estima como la diferencia entre las cantidades de ventas reales y el potencial de ventas en cada período del tiempo. Alternativamente, es posible designar un producto como bien de referencia y que éste quede como punto de referencia utilitaria con respecto al resto de los productos, en cuyo caso, es necesario diferenciar todas las características de precio y efectos de marketing con respecto al producto escogido como bien de referencia.
- **Participación de Mercado(s):** El modelo requiere que se cuente con información del porcentaje de participación de mercado que representa cada

producto con respecto a la categoría total. Se calcula como el cociente entre las ventas de un período y las ventas totales de dicho período. En base a la participación de mercado a nivel de producto es posible obtener la participación de mercado a nivel atributo, en cuyo caso, representa el porcentaje de ventas que representa el nivel de un atributo en un período de tiempo con respecto a las ventas totales del mismo período. Se denotará como S a la participación de mercado a nivel atributo y como s a la participación de mercado a nivel producto.

- **Efectos Covariados (P):** Representan aquellas variables que describen la influencia de venta sobre un producto en particular y que no dependen de las características físicas de los productos. Los efectos covariados pueden ser representados por el precio del producto y aquellas políticas que determinan cambios en el mismo, como publicidad y promociones sobre el producto.
- **Matriz de Descripción de Atributos :** Representa aquella matriz que relaciona un producto en función de los niveles que contiene un atributo. Su representación matricial tiene usualmente órdenes de $(J \times (A \times L))$, con indicadores binarios para la descripción de existencia de un nivel de atributo en particular.

5.2.3 Primer modelo de regresión nivel-atributo

El primer modelo de regresión consiste en determinar los efectos fijos y efectos covariados del nivel de utilidad a un nivel de atributo. El modelo de regresión lineal que se plantea es el siguiente:

$$\psi_{it}^a = \ln(S_{it}^a) - \ln(S_{ot}^a) = \alpha_i^a + \gamma_i^a (\bar{P}_{it}^a - \bar{\bar{P}}_{it}^a)$$

Ecuación 1

Donde:

- ψ_{it}^a : Representa la utilidad del nivel I del atributo a.
- S_{it}^a : Participación de mercado del nivel I del atributo a en el período t.
- S_{ot}^a : Participación de mercado del bien de referencia en el período t.
- α_i^a : Efecto fijo del nivel I del atributo a.
- γ_i^a : Efecto covariado del nivel I del atributo a. Sin pérdida de generalidad, se ha definido como el efecto del precio, aunque el modelo permite incorporar otro tipo de variables covariadas.

- \bar{P}_{lt}^a : Precio promedio del nivel l del atributo a en período t y que se obtiene a través de la siguiente fórmula:

$$\bar{P}_{lt}^a = \sum_{i=1}^{N_l^a} \frac{S_{it}}{S_{lt}^a} p_{it}$$

Ecuación 2

- N_l^a : Número de productos que pertenecen al nivel del l del atributo a.
 - p_{it} : Precio del producto i en el período t.
- $\bar{\bar{P}}_{lt}^a$: Promedio del precio del nivel l del atributo a en el período t.

Los efectos fijo y covariados, α_i^a y γ_i^a respectivamente, se estiman utilizando regresiones de mínimos cuadrados ordinarios a partir de la ecuación 1.

5.2.4 Recuperación de parámetros a nivel individual

Una vez estimados los efectos fijos y covariados en el modelo de atributos, entonces es posible encontrar relaciones analíticas entre los parámetros del modelo agregado con el modelo a nivel de producto. El modelo de regresión lineal que se plantea a nivel de producto es el siguiente:

$$\mu_{jt} = \beta_j + \gamma p_{jt}$$

Ecuación 3

Donde β_j es el parámetro a estimar del efecto fijo a nivel de producto, mientras que γ representa el efecto covariado del precio y p_{jt} el precio del producto j en el período t. La estimación de los parámetros β_j y γ es posible obtenerla utilizando las estimaciones del modelo a nivel de atributos y bajo una segunda regresión de mínimos cuadrados. El modelo permite encontrar una relación entre el efecto fijo β_j a nivel producto con el efecto fijo α_i^a a nivel atributo, mediante la siguiente ecuación:

$$\beta_j = \alpha_i^a + \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ln \left(\frac{S_{jt}}{S_{lt}^a} \right)$$

Ecuación 4

Una vez recuperadas las estimaciones de efectos fijos o interceptos del modelo a nivel producto, se realiza una segunda regresión lineal para poder estimar el efecto covariado a nivel de producto γ . Para ello, se define la variable $y_{jt} = \ln(s_{jt}) - \ln(s_{ot})$, la diferencia logarítmica de las participaciones de mercado con el bien de referencia para cada producto y se plantea el siguiente modelo de regresión lineal:

$$y_{jt} - \beta_j = \ln(s_{jt}) - \ln(s_{ot}) - \beta_j = \gamma(p_{jt} - \bar{p}_{jt})$$

Ecuación 5

La estimación de γ se realiza utilizando la diferencia de los precios a nivel de producto centrada sobre su media, quedando el modelo de nivel de producto identificado en sus parámetros fijos y covariados.

5.2.5 Recuperación de elasticidades

El modelo basado en atributos se basa en modelos de participación de mercado, por lo que es posible obtener las elasticidades de las participaciones de mercado del producto j con respecto a las diferentes características covariadas. Sin perder generalidad, un efecto covariado como el precio, permite recuperar las elasticidades precio propias y cruzadas de la siguiente manera:

La elasticidad precio propia se obtiene a través de la siguiente fórmula:

$$\eta_{jj} = \gamma \left(1 - \frac{\partial \bar{p}_j}{\partial p_j}\right) p_j (1 - \bar{s}_j)$$

Ecuación 6

Las elasticidades precio cruzadas se obtienen de la siguiente manera:

$$\eta_{jk} = -\gamma \left(1 - \frac{\partial \bar{p}_k}{\partial p_k}\right) \bar{p}_k \bar{s}_{k,j}$$

Ecuación 7

El modelo también permite determinar elasticidades propias y cruzadas a partir otro tipo de variables covariadas y recuperar dichas elasticidades, tales como variables de promociones, publicidad, descuentos, entre otros.

5.2.6 Cálculo de participaciones de mercado

Una vez recuperados los parámetros del modelo de utilidad a nivel de producto, es posible calcular las participaciones de mercado, utilizando la relación de modelos

multilogit condicional de market share. La ecuación para su cálculo se muestra a continuación:

$$s_{jt} = \frac{e^{\mu_{jt}}}{1 + \sum_j^k e^{\mu_{kt}}}$$

Ecuación 8

Se debe considerar, que el bien de referencia debe ser incorporado para el cálculo del denominador de la ecuación. La formulación de la participación de mercado para el bien de referencia es:

$$s_{0t} = \frac{1}{1 + \sum_j^k e^{\mu_{kt}}}$$

Ecuación 9

Donde s_{0t} denota la participación de mercado del bien de referencia en el período t. Las ecuaciones 8 y 9, permiten determinar la calidad de ajuste del modelo y conociendo el nivel de precios para los siguientes períodos, es posible estimar las participaciones de mercado futuras.

5.3 Modelos de estimación de demanda

El modelo basado en atributos permite obtener el pronóstico de participación de mercado para cada producto si se conocen los efectos covariados para los siguientes períodos. A modo de ejemplo, si el único efecto covariado que se considera es el precio, entonces conociendo el comportamiento del precio para un siguiente período, es posible estimar la participación de mercado para dicho período. Para obtener la estimación de demanda en cantidad de productos se utiliza la siguiente relación:

$$Ventas_producto_{jt} = s_{jt} * Ventas_totales_t$$

Ecuación 10

La relación anterior, requiere que se cuente con la información de las ventas totales del mercado para cada período de tiempo. En particular, si se desea pronosticar para el período t+1, entonces, se requiere de estimar las ventas totales para el mismo período. A continuación se presentan algunos métodos de estimación de ventas que se utilizarán para el pronóstico de demanda.

5.3.1 Suavización Exponencial Simple

La suavización exponencial simple se basa en la idea de que es posible calcular un promedio nuevo a partir de una relación lineal entre la demanda recientemente

observada y el promedio anterior de la demanda. La formulación del suavizamiento exponencial simple se muestra a continuación:

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t$$

Ecuación 11

Donde:

- F_t : Pronóstico de demanda para el período t
- D_t : Demanda observada en el período t
- α : Factor de proporcionalidad ,con $0 \leq \alpha \leq 1$

La fórmula anterior requiere de una inicialización para el período t=0, la cual por convención se determina que $F_1 = D_1$. El valor de α es el que pondera el método de pronóstico como una combinación lineal entre la demanda y el pronóstico promedio, y su valor debe ser aquel que minimice el error de ajuste de calibración sobre los datos.

5.3.2 Suavización Exponencial Holt-Winters

El método de suavización exponencial Holt-Winters se utiliza para pronosticar series de tiempo que poseen componentes tanto de tendencia, estacionalidad y de ciclo. Para ello, se considera la actualización de tres variables, el promedio, la tendencia y el índice de estacionalidad. Considerando A_t como el promedio calculado para el período t y F_{t+K} como el pronóstico para el período t+K, entonces el pronóstico para el período t se calcula de la siguiente forma:

$$A_t = \alpha \left(\frac{D_t}{R_{t-L}} \right) + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1})$$

Ecuación 12

La demanda se ajusta mediante el índice de estacionalidad R y con el promedio(A) anterior y tendencia(T) anterior. La tendencia del período t se modela de la siguiente manera:

$$T_t = \beta (A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

Ecuación 13

El índice de estacionalidad para el período t se formula a continuación:

$$R_t = \gamma \left(\frac{D_t}{A_t} \right) + (1 - \gamma)R_{t-L}$$

Ecuación 14

El índice de estacionalidad considera L períodos como ciclo de estacionalidad. Por ejemplo, si la demanda es de carácter mensual, entonces el ciclo de estacionalidad contiene L=12 períodos. Los parámetros α , β y γ son parámetros que se estiman con la minimización del error de calibración de los datos. El modelo requiere además de estimaciones iniciales para los valores de $A_{t=0}$, $R_{t=0..L}$ y T_0 .

5.3.3 Método regresivo causal

Uno de los métodos causales más utilizados, es el método de regresión lineal. Un método regresivo causal es un modelo que relaciona una variable dependiente como combinación de variables independientes u observables y una variable que captura la variabilidad del fenómeno a explicar.

5.3.3.1 Estimación por mínimos cuadrados ordinarios

El objetivo de éste método estima parámetros de un modelo lineal que relaciona una variable dependiente con un conjunto de variables independientes para que se ajusten con el mínimo error posible a los datos reales.

$$y = f(X, \beta)$$

Ecuación 15

$$f(X, \beta) = X\beta + \varepsilon$$

Ecuación 16

Donde Y es un vector dependiente y $f(X, \beta)$ es una función lineal que depende de una matrix observaciones de tamaño (nxk) de las k variables independientes. Como la función no es exactamente observable, el error ε se estima a partir de la diferencia entre la observación real y estimada, es decir:

$$\hat{\varepsilon} = \hat{y} - y$$

Ecuación 17

$$\hat{y} = X\hat{\beta} + \hat{\varepsilon}$$

Ecuación 18

Y se minimiza el error cuadrático residual de la siguiente manera:

$$\min_{\beta} \hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon}$$

Ecuación 19

Y se obtiene el estimador de mínimos cuadrados ordinarios del parámetro β y que se denota como $\widehat{\beta}_{MCO}$. El modelo de mínimos cuadrados ordinarios requiere que se cumplan los supuestos del modelo lineal general de linealidad, condición de identificación, distribución de errores centrados en cero, homocedasticidad, regresores no estocásticos y la normalidad de los errores. Si se verifican dichas condiciones, entonces el estimador de mínimos cuadrados de β se obtiene de la siguiente manera:

$$\widehat{\beta}_{MCO} = (X^T X)^{-1} X^T y$$

Ecuación 20

5.3.4 Modelo de difusión de Bass

Los modelos de difusión están basados en las teorías de adopción y difusión de nuevas ideas o nuevos productos en un contexto de interacción de agentes pertenecientes a un sistema social. El modelo propuesto por Frank Bass [2] considera a dos tipos de agentes relevantes en el sistema social. Aquellos individuos que deciden adoptar una innovación independiente de las decisiones que realizan los demás individuos, son clasificados como innovadores. Mientras que los individuos que adoptan posteriormente son denominados como imitadores, los cuales se clasifican en cuatro categorías: Adoptadores tempranos, Temprana Mayoría, Tardía Mayoría y Rezagados.

El modelo de difusión de Bass modela “la probabilidad de que una compra nueva se realice en tiempo T, dado que ninguna compra ha sido realizada aún, sigue una función lineal del número de compras previas”. Se asume que los individuos imitadores son influenciados en el momento de compra por las decisiones que toman los otros individuos del sistema social

$$P(T) = p + \left(\frac{q}{m}\right) * Y(T)$$

Ecuación 21

La ecuación 21, modela la probabilidad de compra en función de p,q y m. Donde p y q/m son constantes e Y(T) representa el número de compradores previos hasta tiempo T. Dado que al inicio del período ninguna venta se ha realizado, es decir, Y(T=0)= 0, entonces la probabilidad P(0) se define como la probabilidad de compra de los individuos innovadores, por lo que la constante p se define como la probabilidad de compra inicial en T=0. Por otro lado, el parametro (q/m) refleja el aporte o la fracción de nuevos adoptadores de productos en relación a la cantidad de individuos que ya han adoptado en tiempo T.

A partir de la ecuación 21, éste puede ser modelado también como una función de tasa de riesgo como la probabilidad de que ocurra una compra en tiempo T dado que no ha ocurrido todavía,

$$\frac{f(T)}{1 - F(T)} = P(T) = p + \left(\frac{q}{m}\right) * Y(T) = p + \left(\frac{q}{m}\right) * F(T)$$

Ecuación 22

donde $f(T)$ es la probabilidad de compra en el tiempo T y

$$F(T) = \int_0^T f(t)dt ; F(0) = 0$$

Ecuación 23

Como $f(T)$ es la probabilidad de compra en tiempo T y m representa el número total de compras durante el período, se puede construir la siguiente relación :

$$Y(T) = \int_0^T S(t)dt = m \int_0^T f(t)dt = m * F(T)$$

Ecuación 24

$S(t)$ representa las ventas en tiempo t y $m * F(T)$ corresponde al número de compras realizadas en el intervalo $[0, T]$. Entonces, es posible recuperar y modelar las ventas en tiempo T de la siguiente manera:

$$S(T) = mf(T) = P(T)[m - Y(T)] = \left[p + q \int_0^T \frac{S(t)dt}{m} \right] \left[m - \int_0^T S(t)dt \right]$$

Ecuación 25

Integrando y expandiendo la ecuación, obtenemos una ecuación de las ventas para cada instante de tiempo T ,

$$S(T) = pm + (q - p) * Y(T) - \frac{q}{m} * Y(T)^2$$

Ecuación 26

La ecuación 26 se extiende también para la formulación en tiempo discreto y se recupera el mismo resultado constituyendo el modelo de adopción básico de Bass. El primer término de la ecuación desprende que los individuos innovadores no basan su decisión de compra en función del tiempo, pero el segundo término indica que tanto innovadores e imitadores comienzan a comprar en las primeras etapas de lanzamiento del producto. Bass asume que los imitadores “aprenden” de los innovadores mientras transcurre el tiempo. Otro supuesto importante del modelo, es que los innovadores poseen gran importancia al inicio del ciclo de vida del producto y que su influencia decae monotónicamente con el paso del tiempo.

Tanto Bass como la literatura, hacen la distinción del parámetro p refiriéndose como al coeficiente de innovación y q como el coeficiente de imitación.

A partir del modelo de Bass y de la ecuación 26, se puede construir un modelo de estimación de series de tiempo utilizando la siguiente forma funcional análoga:

$$S_T = a + b * Y_{T-1} + c * Y_{T-1}^2 ; \forall T = 2,3 \dots$$

Ecuación 27

$$S_T := \text{Ventas en tiempo } T$$

$$Y_{T-1} = \sum_1^{T-1} S_t := \text{Venta acumulada hasta tiempo } T - 1$$

Ecuación 28

Al estimar la serie de tiempo, se obtienen valores estimados de los parámetros a,b y c, donde a es el valor estimado de pm , b es el valor estimado de (q-p) y c es el valor estimado de (-q/m) de la ecuación 26. Entonces, a partir de éstas relaciones, se obtienen las siguientes tres ecuaciones,

$$q - p = -mc - \frac{a}{m} = b$$

Ecuación 29

$$cm^2 + bm + a = 0$$

Ecuación 30

y que permiten identificar el valor de los parámetros p,q y m del modelo teórico.

5.4 Métodos estadísticos e indicadores de ajuste

5.4.1 MAD

Una medida de uso común para determinar el error de pronóstico con los valores observados, es el MAD(mean absolute deviation) o Desviación absoluta promedio. El indicador MAD se define matemáticamente como:

$$MAD = \frac{\sum |D_t - F_t|}{T}$$

Ecuación 31

donde $|D_t - F_t|$ se define como el error absoluto en el período t , D_t es el valor observado en t y F_t el valor pronosticado en t , con T el número de períodos. La expresión anterior es simplemente el error promedio observado sin considerar los signos positivo o negativo.

5.4.2 MAPE

El MAPE o el Error absoluto porcentual de la media corresponde al promedio de las diferencias en valor absoluto porcentual de cada período. El MAPE al medir variaciones porcentuales, permite comparar series que difieren en magnitud,

$$MAPE = \frac{\sum \left| \frac{D_t - F_t}{D_t} \right|}{T}$$

Ecuación 32

donde D_t es el valor observado en t y F_t el valor pronosticado en t , con T el número de períodos.

5.4.3 RMSE

La raíz cuadrática media es una medida de las diferencias entre los valores pronosticados y los valores reales observados en un modelo. En la comparación de dos modelos diferentes, el RMSE sirve como uno de los criterios para determinar el mejor ajuste en la comparación. La regla, en general, es elegir aquel modelo que entregue un RMSE de menor valor. La formulación del error cuadrático medio es:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (D_t - F_t)^2}{T}}$$

Ecuación 33

donde D_t es el valor observado en t y F_t el valor pronosticado en t , con T el número de períodos.

6. ALCANCE

La presente memoria tiene como alcance desarrollar una metodología de estimación de demanda de dispositivos móviles para un empresa fabricantes de dispositivos móviles. El objetivo de la estimación de demanda es determinar en base a un buen ajuste predictivo de los productos, el mix de productos a ofrecer en la siguiente temporada.

Los pronósticos de demanda se enfocarán principalmente en los dispositivos relacionados a la empresa *LG ELECTRONICS* en el mercado de teléfonos bajo modalidad prepago en Chile. La unidad de análisis de la estimación será a nivel mensual.

Los datos que se utilizarán para la realización del presente trabajo de memoria, provienen de registros de ventas recolectados por la empresa GFK COLLECT, los cuales fueron otorgados por la empresa LG electronics. Los registros de venta están compuestos por todas las marcas y modelos de teléfonos prepago desde Diciembre del año 2008 hasta el mes de Mayo del año 2011, para ventas realizadas en todo el territorio chileno. Para efecto de un análisis eficiente, se considerarán sólo aquellas marcas que posean una participación de mercado superior al 3% en la industria. Es por ello, que se abordarán aquellas marcas que logren representar el 90% del mercado de teléfonos prepago.

Además de la cantidad de venta y del precio de venta de cada SKU, se cuenta con información de los atributos más relevantes de los teléfonos. Entre algunos atributos se encuentran el tipo de diseño (Bloque, Almeja o Slider), tipo de pantalla (Normal, Touch o Qwerty) o el tipo de sistema operativo. Estos atributos se utilizarán en la medida que permitan incorporarlos en los modelos propuestos.

Para el diseño conceptual del modelo de estimación de demanda, este trabajo sólo se propone a utilizar la información disponible y señalada en los alcances. Queda fuera de los propósitos de la presente memoria levantar otro tipo de información transaccional o de elección de consumidores, así como de preferencias realizadas por encuestas. Del mismo modo, los modelos utilizados quedarán carentes de referencias como variables de promoción y publicidad, evaluación de canales de distribución o derechos exclusivos de ventas que hayan tenido los productos. El estudio de dichos efectos no se considerará en la presente memoria.

Dado que la empresa actualmente no cuenta con un modelo cuantitativo que permita comparar los posibles resultados obtenidos en el presente trabajo, se considerará realizar una pequeña aplicación de caso práctico, donde la empresa logre pronosticar su demanda y compararla con los resultados del presente trabajo.

7. RESULTADOS ESPERADOS

Los resultados entregables que se proporcionarán en el presente trabajo son los siguientes:

7.1 Metodología para estimar la demanda de dispositivos móviles

Se entregará una metodología que permita estimar el número de dispositivos que se pronostica en el siguiente período de venta a nivel SKU. Los pronósticos de venta se entregarán en base estimaciones trimestrales.

7.2 Caracterización de la demanda

Se entregará una caracterización de la demanda de dispositivos móviles que considere los atributos más relevantes de los teléfonos móviles y los efectos producidos por variables de la competencia. El análisis de la caracterización se realizará considerando sólo aquellos competidores relevantes de la industria local y que representen al menos 90% del mercado de dispositivos móviles en modalidad prepago. En particular, el modelo basado en atributos, entregará la valoración relativa que poseen los efectos fijos y los efectos covariados de los productos, permitiendo analizar el aporte que realiza cada nivel de atributo o efecto del marketing al momento de explicar las ventas de un producto.

7.3 Recomendaciones del mix de productos

La estimación de demanda tiene como objetivo último poder tomar decisiones de cuáles son los productos que deben ser ofrecidos en el mercado, considerando la preferencia de elección de los consumidores, atributos y efectos de competencia. Es por ello, que una vez realizada la estimación, se entregará una recomendación del surtido óptimo que se logra determinando a partir del pronóstico realizado.

8. ANÁLISIS DE DATOS

8.1 Análisis de la situación actual

8.1.1 Antecedentes de la industria

La industria de las telecomunicaciones en Chile ha mostrado un fuerte crecimiento en la última década, con la incorporación de nuevas formas de comunicación como la telefonía móvil y la masificación de los terminales de acceso a Internet. En telefonía móvil, Chile posee una de las tasas de penetración más alta de la región e incluso mayores a algunos países pertenecientes al bloque de la OECD. En efecto, en Enero del año 2000 Chile poseía un nivel de penetración de 15,17 dispositivos móviles por cada 100 habitantes. En marzo del año 2010, Chile logra superar la barrera del 100% de penetración, llegando hoy a más del 130 dispositivos móviles por cada 100 habitantes.

Tabla 1: Penetración de telefonía móvil 2000-2011

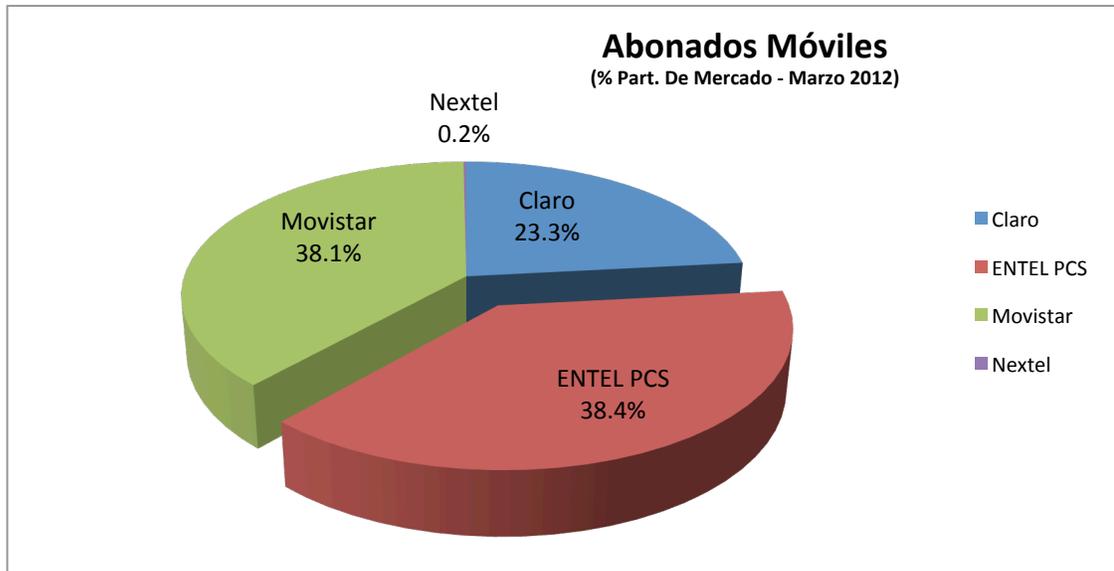
Año	Mes	Abonados a nivel nacional	Crecimiento anual	Penetración cada 100 hab.	Penetración % de hogares
2000	Dic	3.401.525		21,97	87,18%
2001	Dic	5.100.783	49,96%	32,57	129,28%
2002	Dic	6.244.310	22,42%	39,44	156,51%
2003	Dic	7.268.281	16,40%	45,41	175,97%
2004	Dic	9.261.385	27,42%	57,24	210,64%
2005	Dic	10.569.572	14,13%	64,65	250,43%
2006	Dic	12.450.801	17,80%	75,39	287,08%
2007	Dic	13.955.202	12,08%	83,66	311,23%
2008	Dic	14.796.593	6,03%	87,83	319,00%
2009	Dic	16.450.223	11,18%	96,70	342,62%
2010	Dic	19.852.242	20,68%	115,61	399,29%
2011	Dic	22.399.969	12,83%	129,29	434,88%

Fuente: SUBTEL

8.1.2 Operadores de servicio móvil

Los operadores móviles o empresas de telecomunicaciones son los responsables de otorgar el servicio de conectividad entre los diferentes aparatos fijos o móviles, transmitiendo servicios de Voz y Datos , y permitiendo la interconexión entre diferentes plataformas de comunicación. Actualmente existen tres grandes compañías que concentran gran parte del mercado móvil. En el año 2011, se inician una serie de modificaciones regulatorias en el mercado móvil, permitiendo la entrada de nuevos actores en la banda de transmisión 3G. Adicionalmente , a partir de Enero de 2012 se inicia la portabilidad numérica, que permite a los clientes el cambio de su operador móvil de manera transparente y expedita. La participación de mercado de los principales operadores se muestra a continuación:

Gráfico 2: Participación de operadores móviles por abonados Marzo 2012

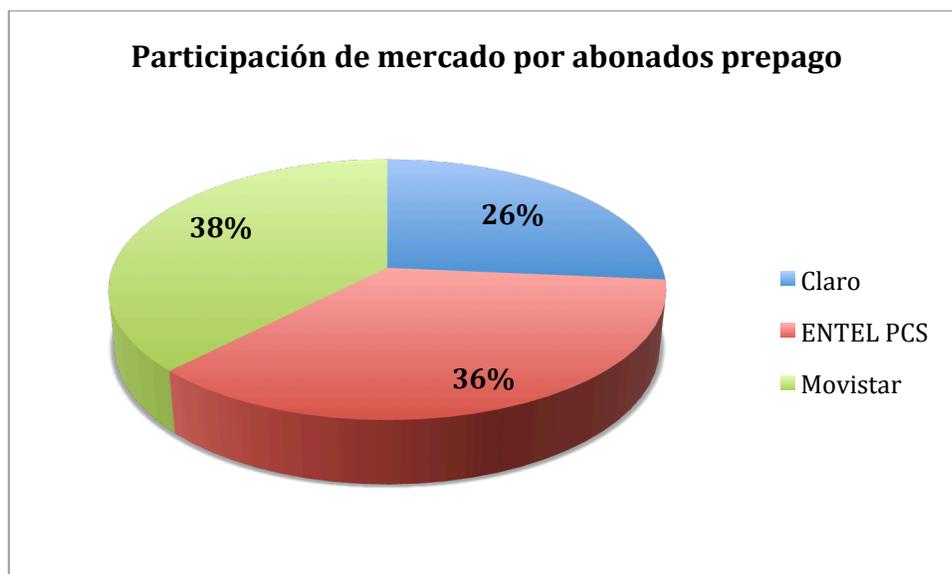


Fuente: **SUBTEL**

La relación contractual de los usuarios móviles en Chile posee una distribución concentrada a la modalidad de prepago. Es decir, el servicio móvil se otorga previa una carga de dinero y dicho monto se descuenta en la medida que los servicios se otorgan. La relación no contractual en modalidad de prepago representa el 71,03%, mientras que el 28,97% de los usuarios se encuentra suscrito a un plan contractual con alguno de los operadores móviles.

En el mercado prepago aproximadamente 16 millones de dispositivos corresponden a esta modalidad y se aprecia que la participación de los operadores se mantiene similar en este mercado.

Gráfico 3 : Participación de mercado de operadoras según abonados Prepago Marzo 2012



Fuente: **Subtel**

El sostenido crecimiento de la industria de las telecomunicaciones ha impulsado a los operadores a tener que desarrollar canales de comunicación y tecnologías de transmisión eficientes y de mayor capacidad. Asimismo, el desarrollo tecnológico de los dispositivos móviles retroalimenta la necesidad de mayores anchos de banda , ya que la comunicación ya no se realiza netamente vía voz, si no que a través de diversos contenidos y formas de transmisión.

8.1.3 Mercado de los dispositivos móviles

Durante el año 2011, se han registrado importaciones en Chile por concepto de teléfonos móviles por un monto cercano a los USD 1,800 MM. Debido a que Chile no es un fabricante de dispositivos móviles, todos los dispositivos móviles deben ser adquiridos desde el exterior. Los principales actores que se destacan en la distribución nacional de dispositivos móviles son:

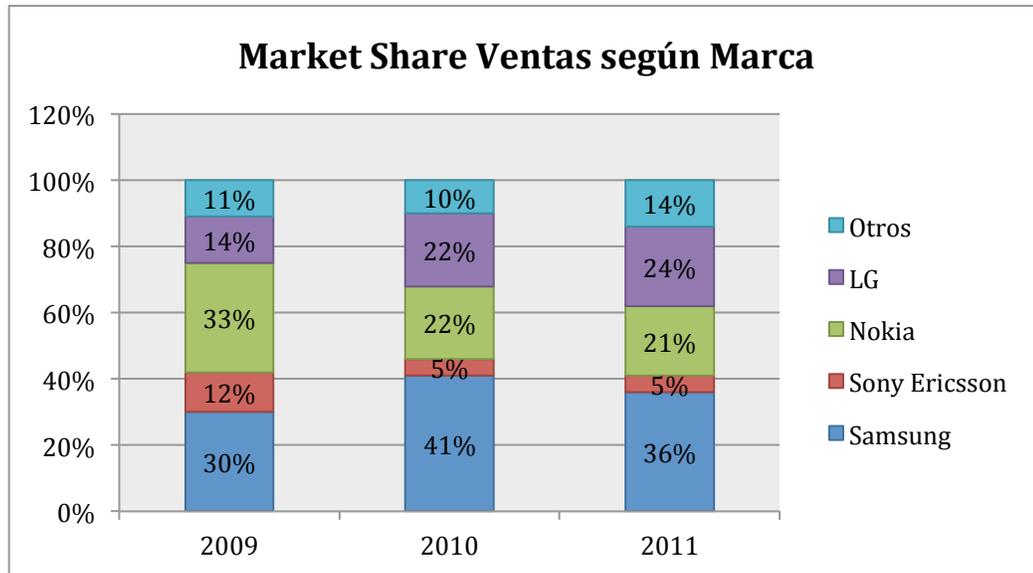
Tabla 2 Registro de importaciones de partida arancelaria HS-8400 Dispositivos móviles 2011

Razón Social	Valor Importaciones CIF	% Valor CIF
TELEFONICA MOVILES CHILE S.A.	\$360.924.802	19,5
ENTEL PCS TELECOMUNIC. S.A.	\$295.210.604	16,0
CLARO CHILE S.A.	\$227.456.869	12,3
SAMSUNG ELECTRONICS CHILE LTDA	\$142.275.898	7,7
LG ELECTRONICS INC. CHILE LTDA	\$135.482.477	7,3
HUAWEI CHILE S.A.	\$109.438.015	5,9
NOKIA SIEMENS NETWORKS CHILE	\$63.613.036	3,4
ERICSSON CHILE S.A.	\$38.145.000	2,1
CORPORACION ZTE DE CHILE S.A.	\$26.769.446	1,4
BRIGHTSTAR CORP CHILE LTDA	\$23.469.537	1,3

Fuente: Serie de importaciones año 2011 ECOMEX

En el mercado nacional, es posible encontrar más de 50 marcas distintas de fabricantes móviles con una variedad de modelos extensa. No obstante, el mercado de los fabricantes de dispositivos también se encuentra concentrado en algunas marcas, quienes representan la mayoría del mercado.

Gráfico 4: Variaciones de Market Share según marca - 2009-2011



Fuente: LG Electronics Chile

Las participaciones de mercado fluctúan de manera importante cada año para algunas marcas, lo cual pudiese depender de la buena elección de atributos, de las estrategias de marketing en cuanto a precios, promociones y publicidad que pone a disposición en el mercado cada fabricante.

Especialmente, el mercado se encuentra enfocado en la importancia de nuevos atributos tales como los sistemas operativos que incorporan los celulares o la capacidad de procesamiento. Atributos como la reproducción de música se han convertido en atributos indispensables y transversales a todos los modelos disponibles en el mercado.

8.2 Descripción de los datos disponibles

8.2.1 Descripción de los datos a nivel agregado

Los datos disponibles corresponden a información de ventas, precios y descripción de atributos básicos con los que cuenta cada SKU. Los datos corresponden a registros de ventas a nivel nacional durante el período Diciembre 2008 a Mayo del 2011. Se identifican 52 marcas diferentes en la base de datos y se registran 1082 modelos únicos durante el período de registro de datos.

La dinámica competitiva descrita en la sección 8.1.3 se observa a lo largo del período disponible en los datos. La dominancia del mercado móvil se encuentra sujeta a pocos actores.

Tabla 3 : Participación de mercado actores principales según ingreso

Marcas	2008	2009	2010	2011	Total
ALCATEL	2,24%	1,86%	4,23%	6,68%	3,50%
LG	4,70%	12,64%	21,49%	24,05%	17,29%
MOTOROLA	5,61%	4,22%	0,47%	0,04%	2,24%
NOKIA	33,91%	29,57%	24,08%	20,53%	26,36%
SAMSUNG	28,11%	28,87%	36,36%	34,76%	32,56%
SONY ERICSSON	19,71%	15,32%	7,45%	9,03%	11,62%
Total	94,29%	92,49%	94,08%	95,09%	93,58%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 4: Participación de mercado actores principales según unidades vendidas

Marca	2008	2009	2010	2011	Total
ALCATEL	2,78%	2,70%	4,24%	8,86%	4,59%
LG	8,11%	13,95%	23,48%	26,00%	20,19%
MOTOROLA	7,12%	4,94%	0,43%	0,04%	2,12%
NOKIA	37,81%	33,61%	22,16%	16,94%	25,55%
SAMSUNG	25,78%	30,33%	41,28%	40,31%	36,83%
SONY ERICSSON	13,72%	11,97%	4,64%	4,78%	7,46%
Total	95,32%	97,51%	96,22%	96,93%	96,75%

Fuente: Elaboración propia

Desde el punto de vista de la participación según el nivel de ventas, se aprecia que se mantienen las seis marcas como las dominantes en el mercado, con más del 90% de las ventas del mercado. De acuerdo a la metodología propuesta en el presente trabajo, se trabajará considerando a estos seis actores principales, dado el importante efecto que generan sobre el mercado. Las magnitudes de los ingresos por venta generados durante el período de evaluación se resumen a continuación:

Tabla 5: Ventas totales periodo 2008-2011

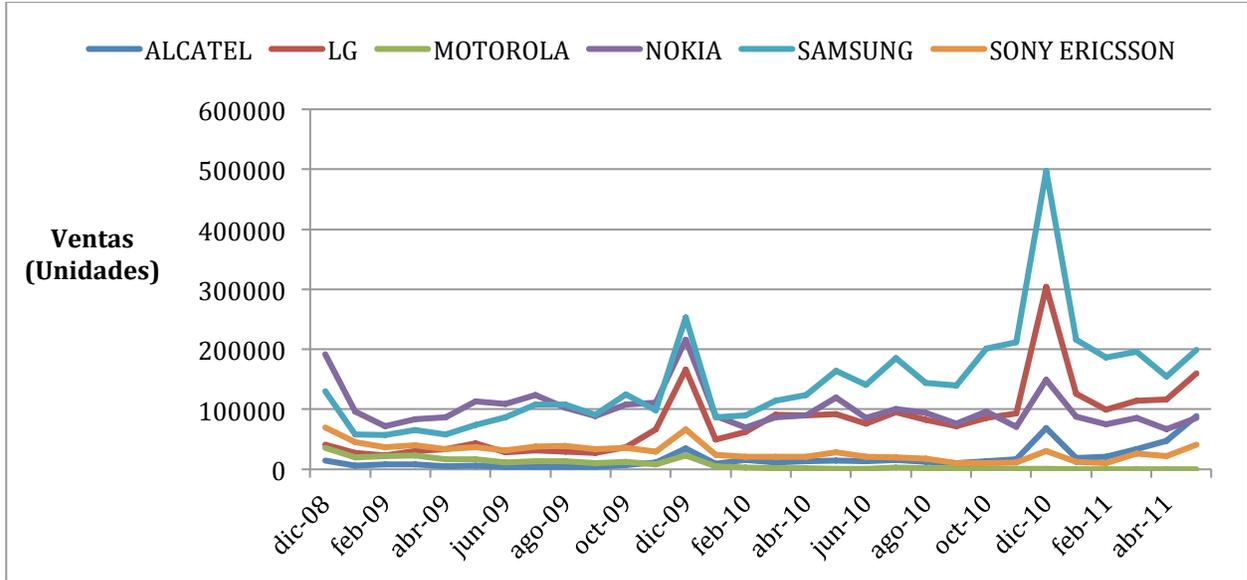
MARCA	INGRESOS POR VENTA
ALCATEL	\$18.045.650.191
LG	\$89.014.624.906
MOTOROLA	\$11.547.965.621
NOKIA	\$135.728.883.547
SAMSUNG	\$167.661.645.975
SONY ERICSSON	\$59.828.486.473
TOTAL	\$481.827.256.713

Fuente: Elaboración propia

Las ventas de dispositivos móviles tienen un comportamiento similar para éste grupo de marcas, pudiendo notarse una fuerte estacionalidad en el mes de diciembre.

La serie de ventas se comporta en torno a una tendencia, por lo que se puede verificar un posible modelamiento con modelos de series temporales para la estimación de venta agregada.

Gráfico 5 : Serie de tiempo de ventas segun marca



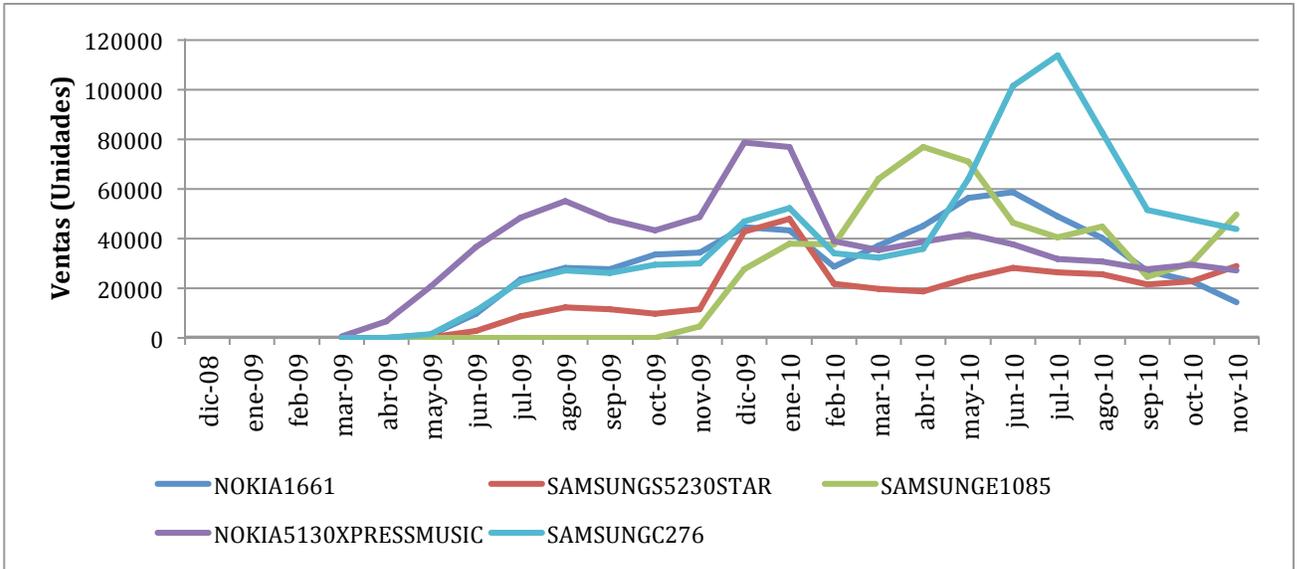
Fuente: Elaboración propia

8.2.2 Descripción de los datos a nivel desagregado

Al analizar la serie de venta a nivel de SKU, es posible distinguir al menos tres grupos de comportamientos en el período de evaluación. Primero, un grupo de modelos en el que se aprecia el lanzamiento de los productos y que muestra una tendencia de adopción con crecimiento, alcanzando la maduración.

Existe otro grupo de productos, los cuales comienzan con niveles de maduración al inicio del período y que decaen rápidamente y por último aquellos que inician su proceso de crecimiento y decaen prontamente en pocos períodos siguientes. En el gráfico 6, se puede apreciar el comportamiento de adopción de algunos de los modelos, donde se aprecia una forma de S con algunos efectos estacionales.

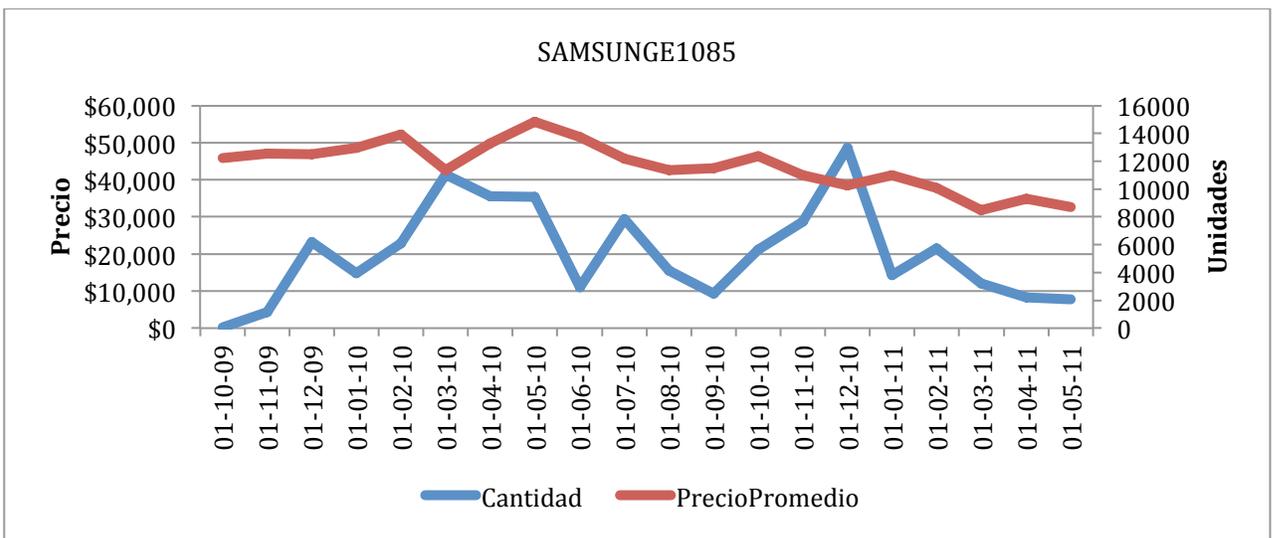
Gráfico 6: Serie de tiempo de ventas acumuladas según SKU



Fuente: Elaboración propia

En algunos casos, se observa una relación del precio con la cantidad de ventas. Es posible apreciar alzas en las ventas cuando los precios disminuyen, así como menores niveles de venta cuando la política de precios es al alza. No obstante, estos efectos pueden deberse a efectos de promoción y publicidad, ya que se dan considerablemente en los períodos estacionales. Un ejemplo de ello, se puede apreciar en el gráfico 7.

Gráfico 7: Serie de tiempo de venta y precio promedio Samsung 1085



Fuente: Elaboración propia

8.2.3 Descripción de los atributos compartidos por producto

Los datos de ventas, disponen además algunos de los atributos básicos que posee cada modelo. Dichos atributos se presentan de forma categórica y la profundidad de los niveles de cada atributo es variable, pero no superior a cinco niveles. Además se dispone de atributos relacionados al producto, los cuales no son propiedades directas del producto físico, si no más bien propiedades que se heredan por ser comercializados por un operador en particular. A continuación se describen los atributos disponibles en los datos:

- i. **Marca:** Define el tipo de Marca a cual pertenece el dispositivo móvil. Se han definido seis niveles que corresponden a las marcas seleccionadas para el análisis. { Alcatel, LG, Nokia, Samsung, Sony Ericsson, Motorola}
- ii. **Diseño :** Define el tipo de diseño que posee el dispositivo móvil. Dicho atributo cuenta con cuatro niveles categóricas las cuales son { Bloque, Slider, Shell, Swivel}
- iii. **Bluetooth:** Define si el dispositivo cuenta con transmisión Bluetooth disponible. Cuenta con dos niveles { Con Bluetooth, Sin Bluetooth}.
- iv. **MP3:** Define si el dispositivo cuenta con reproducción de música de archivos en formato mp3. Cuenta con dos niveles { Si, No}
- v. **Touch:** Define el tipo de imputación que posee el dispositivo móvil . Se ordenan en tres niveles las cuales son { Touch, Normal, Qwerty}
- vi. **Resolución:** Define el tipo de resolución que posee la cámara fotográfica integrada. Se ordenan en cuatro niveles { VGA, 1.3 Mpixel, 2 Mpixel, 3 Mpixel , Mayor que 3 Mpixel}
- vii. **WIFI:** Define si el dispositivo cuenta con capacidades de recepción y transmisión vía WIFI. La variable es dicotómica en dos niveles { Si, No}
- viii. **Memory Card :** Define si el dispositivo cuenta con capacidades de extender la memoria interna utilizando tarjetas de memoria externa. Se cuenta con dos niveles { Con Memory Card, Sin Memory Card}
- ix. **O.S. :** Define el tipo de sistema operativo que utiliza el teléfono. { ANDROID, RIM, Symbian, Propietario , Windows Mobile, Bada, IOS}

Adicionalmente, los atributos relacionados y no intrínsecos de los dispositivos con que se cuenta son los siguientes:

- i. **Región** : Caracteriza en qué región del país fue realizada la venta del dispositivo. Se divide en 16 niveles de Atributos para las 15 regiones del país y una última categoría de ventas por internet
- ii. **Operador**: Define bajo qué operador asociado fue habilitada la venta del dispositivo. Se dividen en cuatro niveles { Entel PCS, Movistar, Claro, SimFree}

8.2.4 Árbol de decisión de atributos

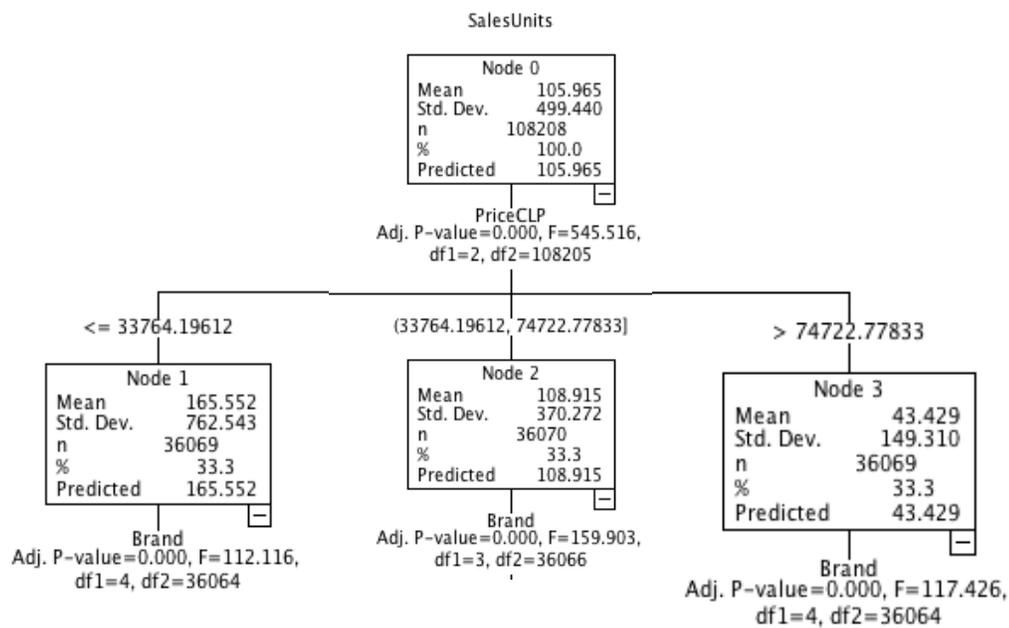
Dado que existen diferentes atributos con distintos niveles, es necesario determinar si existe una preferencia en el consumo de acuerdo a la preferencia por atributos de los dispositivos celulares. Es por ello, que se elabora un árbol de decisión en base a los atributos señalados en la sección anterior.

Para la construcción del árbol de decisión, se han utilizado los registros correspondientes a las seis marcas seleccionadas. Se ha definido como variable dependiente la cantidad de venta los dispositivos y como variables independientes los atributos tecnológicos de los productos y su precio.

La determinación de cuáles son los atributos más importantes que inciden en la decisión de compra, permitirá entender la valoración por ellos, y construir a partir de ello mecanismos de decisión de marketing mix de productos en función a dicha valoración.

El árbol de decisión se construyó utilizando el paquete estadístico *SPSS 20*, con el método de clasificación CHAID exhaustiva. Se presentan a continuación las ramas más importantes del árbol generado:

Gráfico 8: Nodo cero de árbol de decisión



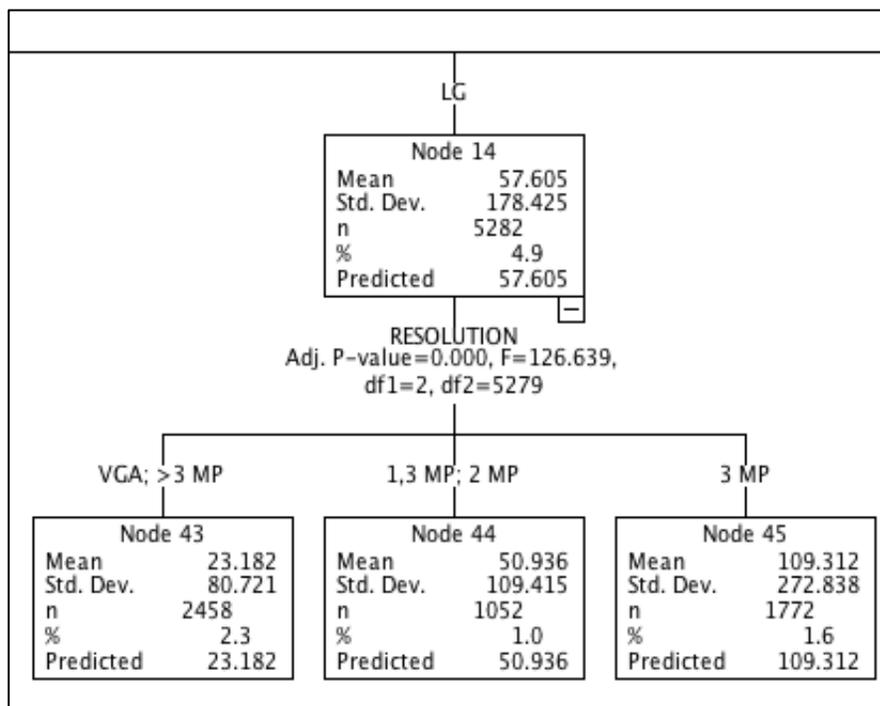
Fuente: Elaboración propia

En la primera rama del árbol de decisión, es posible determinar que es efectivamente el atributo de precio es el que más discrimina la venta de dispositivos celulares. Es posible notar, que existen al menos tres grupos de precios, de los cuales los productos podrían clasificarse en función a la gama de atributos. Lo anterior se ajusta bastante a la realidad, ya que los diferentes tramos de precio de los productos definen a su vez la capacidad o la cantidad de atributos tecnológicos que poseen. Mientras el precio del producto aumenta, se espera que posea mejores y mayores atributos y capacidades tecnológicas.

Luego, el segundo nivel de atributos importante que se obtiene en éste árbol de decisión es la marca del producto. Cada segmento de precio, define a su vez una presencia o preferencia de ciertas marcas. Esto permite que se puedan identificar marcas que atacan a todos los segmentos y gama de productos, mientras que existen marcas que sólo se caracterizan por ser de la línea económica o exclusiva.

A su vez, cada marca, por su parte, dependiendo del segmento de precio, posee atributos característicos que afectan los niveles de ventas. En el gráfico 8, se aprecia una de las ramas del tercer nivel del árbol bajo el nodo de precio por sobre los \$74722. En éste tramo, es posible verificar que la importancia del atributo es el nivel de resolución que poseen las cámaras fotográficas. No obstante en el tramo de precios inferiores a los \$33764, es posible notar que el atributo que importa para la marca LG es si el dispositivo cuenta con Bluetooth o no.

Gráfico 9 : Nodo 14 árbol de decisión de atributos



Fuente: Elaboración propia

8.2.5 Filtrado de datos

Para la realización del análisis, se han filtrado previamente los datos disponibles durante el período con el objetivo de eliminar aquellos datos que provienen de registros erróneos o comportamiento anormal que se no refleja bajo las variables del modelo propuesto. Para ello, se ha seguido el siguiente criterio de filtrado:

- Se consideraron sólo aquellos SKU que pertenecían a las marcas que conforman el 90.2% del mercado de equipos móviles en modalidad prepago en Chile.
 - A modo de ejemplo, de las 52 marcas disponibles y 1082 SKUs se consideraron sólo las seis marcas señaladas en la sección 8.2.4, reduciendo el número de SKU a 527 modelos únicos.
- Se eliminaron productos que poseían características disímiles al resto de los productos.
 - A modo de ejemplo, se eliminaron los productos HP IPAQ y NOKIA N9010 que se consideran en la categoría de PDA's y Tabletás.
- Luego se filtraron aquellos SKU que presentaban baja cantidad de información de ventas. Se consideró que poseer menos de 5 registros de ventas durante el período de evaluación, independiente del número de equipos que se hayan vendido en cada registro, es presentar una baja cantidad de información de ventas.

La base datos se redujo a sólo considerar 413 SKUs pertenecientes a las seis marcas seleccionadas en la etapa anterior.

- Se filtraron en la descripción de producto-atributos, aquellos atributos que no son parte de las características intrínsecas del producto.
 - A modo de ejemplo , no se consideraron los atributos de compañía de telecomunicaciones o la región de venta del producto.

A partir de la base resultante y filtrada, se determinaron subconjuntos de SKUs para realizar los análisis de ajustes al modelo de atributos. A modo de ejemplo, se consideró un subconjunto de productos que contará con información completa de los registros de ventas y precios durante el período de evaluación.

8.2.6 Atributos y niveles de dispositivos móviles

8.2.6.1 Conformación de atributos y niveles

A partir de los 413 SKU seleccionados para el análisis, se presenta la conformación de los atributos según sus niveles, agrupados por marca, diseño, tipo de teclado (interfaz), sistema operativo, bluetooth, mp3 y resolución. Lo anterior se resume en la siguiente tabla que describe la conformación de los atributos, con el número de SKU que pertenece a cada nivel de atributo y a la participación de mercado promedio que representa cada nivel:

Tabla 6 : Conformación del atributo marca

Marca	Nº SKU	M/S Promedio
LG	69	18.82%
NOKIA	102	29.81%
SAMSUNG	93	36.23%
Sony Ericsson	60	6.40%
Alcatel	42	3.42%
Motorola	47	5.32%
Total	413	100.00%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7: Conformación de atributo Diseño

Diseño	Nº SKU	M/S Promedio
Shell	101	19.96%
Block	221	63.94%
Slider	87	16.00%
Swivel	4	0.10%
Total	413	100.00%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 8: Conformación de atributo Teclado

Teclado	Nº SKU	M/S Promedio
Touch	65	12.63%
Normal	332	86.22%
Qwerty	16	1.15%
Total	413	100.00%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 9 Conformación de atributo Resolución

Resolución	Nº SKU	M/S Promedio
VGA	189	62.37%
1.3MP	56	14.07%
2 MP	81	14.70%
3 MP	43	7.00%
>3MP	44	1.85%
Total	413	100.00%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 10: Conformación de atributo Sistema Operativo

O.S	Nº SKU	M/S Promedio
Android	10	0.19%
Bada	1	0.001%
Closed Prop.	354	96.86%
Linux	2	0.19%
Symbian	36	2.71%
Win Mobile	10	0.04%
Total	413	100%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 11: Conformación de atributo Bluetooth

Bluetooth	Nº SKU	M/S Promedio
Con	271	53.56%
Sin	142	46.44%
TOTAL	413	100.00%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 12: Conformación de atributo MP3

MP3	Nº SKU	M/S Promedio
CON	285	58.28%
SIN	128	41.72%
Total	413	100%

Fuente: Elaboración propia

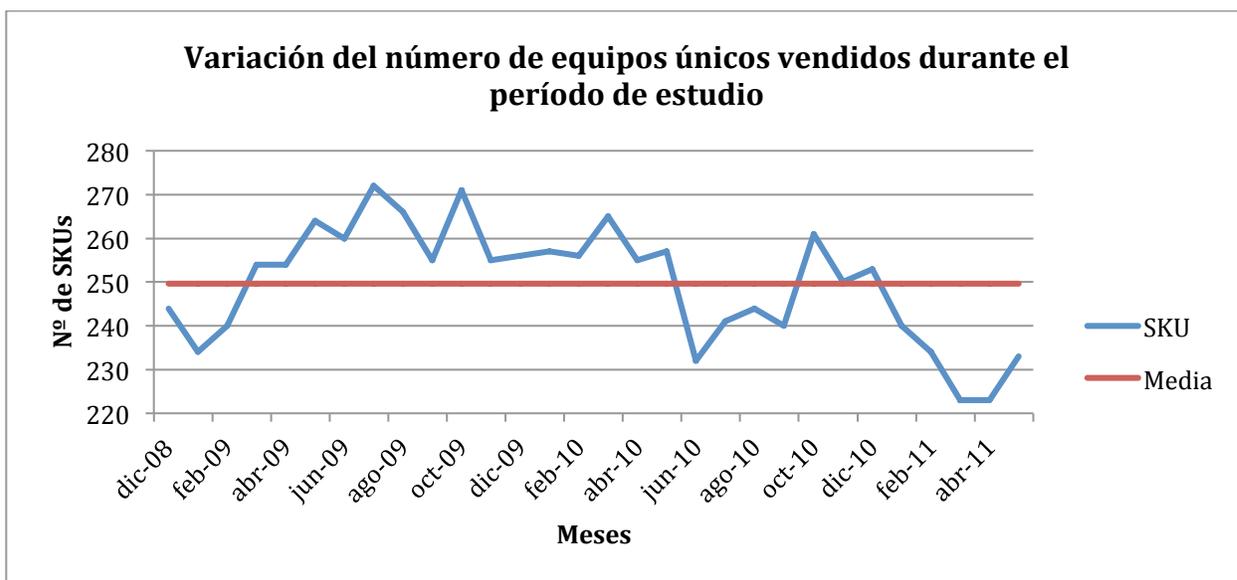
Los niveles de cada atributo, permiten apreciar qué tan concentrados se encuentran los diferentes niveles por cantidad de producto. Se confirma que la concentración de los productos en el atributo marca se encuentra posicionado por las

marcas Nokia, Samsung y LG. En el tipo de teclado, existe una presencia importante de equipos con teclado normal y lo sigue el touch, mientras que los sistemas operativos se encuentran fuertemente concentrados por los de propietarios cerrados con un 96.86% de la participación de mercado.

8.2.6.2 Presencia de los dispositivos móviles

De los 413 SKUs que registraron ventas durante el período de estudio, se detecta que 249 SKUs se encuentran en promedio disponibles cada mes. El siguiente gráfico resume la variación del número de equipos únicos que se vendieron durante todo el período de evaluación:

Gráfico 10 : Variación del número de equipos únicos vendidos 2008-2011



Fuente: Elaboración propia

La variación del número de dispositivos únicos se debe principalmente a que muchos de los SKUs dejan de registrar ventas por períodos consecutivos. Es posible observar, que del total de 413 SKU sólo 47 SKU se encuentran permanentemente en venta durante el período de estudio. Además, el 33.41% de los SKU en estudio son discontinuados durante el período, mientras que un gran porcentaje (42.37%) se encuentra ocasionalmente fuera de venta.

Tabla 13 : Disponibilidad de los productos durante el período de estudio

Estado de Permanencia	Nº SKU	SKU Share(%)
Permanente	47	11.38%
Agregado durante el período	11	2.66%
Eliminado durante el período	138	33.41%
Agregado y Eliminado	42	10.17%
Ocasionalmente Fuera	175	42.37%
Total	413	100%

Fuente: Elaboración propia

La tabla 14 muestra un resumen a nivel de producto en referencia a sus participaciones de mercado de algunos productos.

Tabla 14: Resumen de participaciones promedio por SKU

SKU	Share Promedio	Mínimo	Máximo	Desviación Estándar
KP105RUBY	6.48%	1.79%	11.72%	2.69%
C276	5.12%	0.00%	17.06%	4.01%
5130XPRESSMUSIC	4.71%	0.00%	9.71%	2.83%
E1086	3.71%	0.00%	20.25%	7.17%
E1085	3.46%	0.00%	12.66%	3.74%
1661	3.37%	0.00%	8.12%	2.76%
SGHE215	3.03%	0.00%	12.34%	3.93%
SGHF250	3.03%	0.00%	8.75%	3.30%
S5230STAR	2.46%	0.00%	6.23%	1.70%
1208	2.43%	0.02%	4.84%	1.56%
2760	2.32%	0.00%	8.35%	2.45%
KP265	2.25%	0.22%	5.64%	1.34%
KP570	2.19%	0.00%	4.32%	1.12%
1200	2.11%	0.00%	6.66%	2.35%
E2120	2.00%	0.00%	5.14%	1.73%
1680CLASSIC	1.86%	0.03%	3.57%	1.20%
2630	1.56%	0.00%	5.39%	1.78%
1616	1.48%	0.00%	6.82%	2.48%
ONETOUCHMINIOT708	1.42%	0.00%	3.18%	1.25%
K330	1.41%	0.00%	5.24%	1.59%
C3050	1.23%	0.00%	3.23%	1.23%
W205	1.22%	0.00%	3.24%	1.24%
GTM2310	1.16%	0.00%	2.97%	1.08%
5220XPRESSMUSIC	1.14%	0.04%	4.10%	1.08%
5200	1.01%	0.01%	9.33%	1.93%
W395	0.98%	0.00%	2.55%	0.83%
2330CLASSIC	0.97%	0.00%	2.77%	0.97%
GB190	0.84%	0.00%	2.86%	1.02%

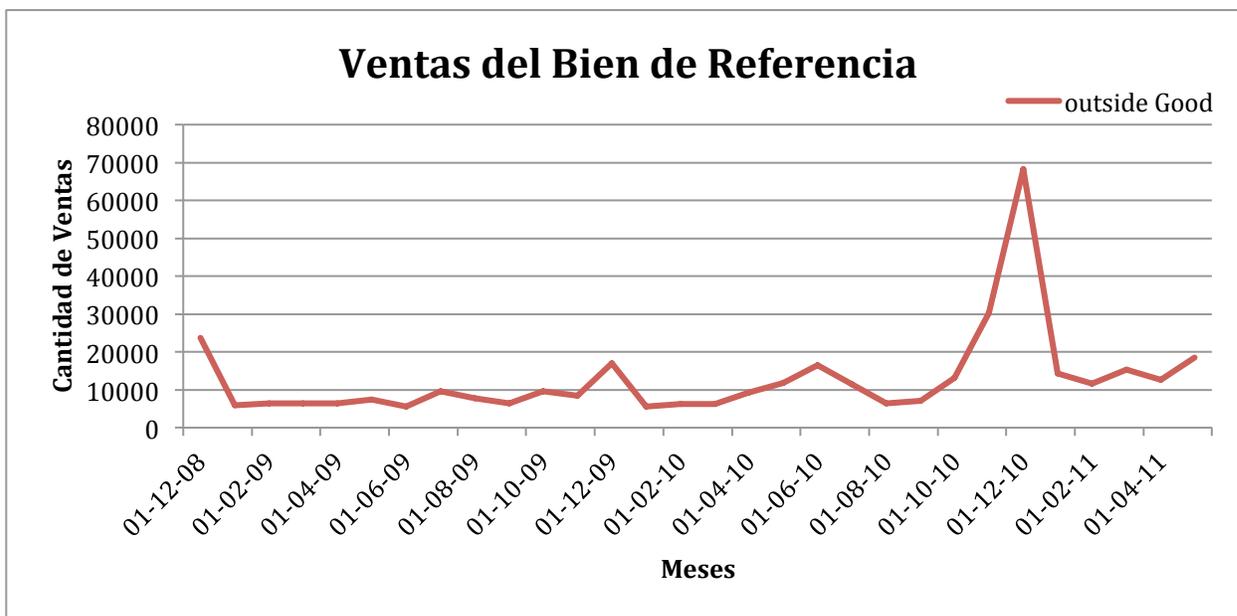
Fuente: Elaboración propia

8.3 Bien de Referencia

Una de las maneras de estimar el bien de referencia, señalado en 5.2.2, consiste en estimar el mercado potencial de las ventas de una categoría de productos. En efecto, dado que se cuenta con información de ventas de productos de todo el mercado de teléfonos prepago, es posible calcular el bien de referencia como la diferencia entre las ventas de todo el mercado y las ventas de las marcas seleccionadas para el estudio. Es decir, que se consideran primero las ventas totales en cada período de tiempo de todos los productos y se restan las ventas de todos los productos de las seis marcas

consideradas para el estudio. Dicha diferencia, es lo que se considerará como el bien de referencia en para mes.

Gráfico 11: Serie de tiempo del tamaño del bien de referencia



Fuente: Elaboración propia

Tabla 15: Estadísticos del tamaño del bien de referencia

Promedio	12857
Min	5558
Max	68177
Desviación Estandar	11959

Fuente: Elaboración propia

El gráfico 11, muestra cómo varía el tamaño del bien de referencia durante el período de estudio. El promedio del tamaño del bien de referencia es de 12857 unidades, con un alza importante en el mes de diciembre del 2010, alcanzando su máximo de 68177 unidades.

El bien de referencia representa la opción de no consumir las seis marcas consideradas en el estudio. Es decir, de las 52 marcas disponibles, es la cantidad de productos vendidos no considerando las marcas LG, Samsung, Sony Ericcson, Motorola y Alcatel.

9. ANÁLISIS DE RESULTADOS

El presente capítulo muestra el resultado de aplicar el modelo basado en atributos al conjunto de dispositivos móviles predefinido en los capítulos anteriores. El capítulo se encuentra ordenado primero exponiendo los resultados de las estimaciones de los parámetros a nivel agregado y desagregado. Se analizan los niveles de ajuste en la estimación y recuperación de los efectos fijos a nivel de atributos y la relación en el modelo de los efectos covariados. Segundo, se procede a la recuperación y cálculo de los efectos fijos y covariados a nivel de SKU, para luego obtener las elasticidades propias y cruzadas de los productos. Finalmente, determinados los parámetros del modelo de utilidad, se muestran las participaciones calculadas para el ajuste de los productos.

9.1 Calibración del modelo de atributos

9.1.1 Efectos Fijos y Covariados a nivel atributo

A continuación se presentan las estimaciones de los efectos fijos a nivel de atributos obtenidas a través de una regresión de mínimos cuadrados ordinarios y que corresponde a la primera regresión del modelo basado en atributos de la sección 5.1.1.

Tabla 16: Estimación de efecto fijo atributo marca

Efecto Fijo	Estimación MCO	Error Estándar	T-Student	P-valor
LG	2.206	0.143	15.442	< 2.22e-16
NOKIA	2.595	0.138	18.865	< 2.22e-16
SAMSUNG	2.815	0.138	20.353	< 2.22e-16
SONY ERICCCSON	1.232	0.163	7.565	0.000
ALCATEL	0.681	0.155	4.402	0.000
MOTOROLA	1.118	0.188	5.932	0.000
R Cuadrado Ajustado			0.849790897	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 17: Estimación de efecto fijo atributo Diseño

Efecto Fijo	Estimación MCO	Error Estándar	T-Student	P-valor
SHELL	1.808	0.123	14.706	< 2.22e-16
BLOCK	3.069	0.123	24.967	< 2.22e-16
SLIDER	1.665	0.123	13.540	< 2.22e-16
SWIVEL	-5.007	0.187	-26.806	< 2.22e-16
R Cuadrado Ajustado			0.952966884	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 18: Estimación de efecto fijo atributo Teclado

Efecto Fijo	Estimación MCO	Error Estándar	T-Student	P-valor
TOUCH	1.330	0.140	9.496	0.000
NORMAL	3.394	0.138	24.577	< 2.22e-16
QWERTY	-0.665	0.166	-4.011	0.000
R Cuadrado Ajustado		0.91030067		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 19: Estimación efecto fijo atributo Resolución

Efecto Fijo	Estimación MCO	Error Estándar	T-Student	P-valor
VGA	3.114	0.103	30.364	< 2.22e-16
1.3 Megapixel	1.943	0.120	16.259	< 2.22e-16
2 Megapixel	1.935	0.115	16.798	< 2.22e-16
3 Megapixel	1.762	0.200	8.824	0.000
>3 Megapixel	0.672	0.245	2.747	0.007
R Cuadrado Ajustado		0.917655179		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 20: Estimación efecto fijo atributo Sistema Operativo

Efecto Fijo	Estimación MCO	Error Estándar	T-Student	P-valor
PROPIO	3.504	0.297	11.800	< 2.22e-16
LINUX	-4.632	0.613	-7.556	0.000
SYMBIAN	-0.163	0.302	-0.541	0.590*
WINDOWS MOBILE	-5.553	0.428	-12.975	< 2.22e-16
R Cuadrado Ajustado		0.860249142		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 21: Estimación efecto fijo atributo Bluetooth

Efecto Fijo	Estimación MCO	Error Estándar	T-Student	P-valor
CON BLUETOOTH	3.184	0.214	14.850	<2e-16
SIN BLUETOOTH	2.954	0.160	18.449	<2e-16
R Cuadrado Ajustado		0.982723926		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 22: Estimación efecto fijo atributo MP3

Efecto Fijo	Estimación MCO	Error Estándar	T-Student	P-valor
CON MP3	2.861	0.163	17.506	<2e-16
SIN MP3	2.556	0.128	19.967	<2e-16
R Cuadrado Ajustado		0.984008296		

Fuente: Elaboración propia

El ajuste del modelo en su primera etapa estimación de efectos fijos a nivel de atributos es bueno, presentando un coeficiente de determinación R cuadrado ajustado entre 0.84 y 0.98 para los atributos analizados. Además los efectos fijos estimados para los niveles de atributos son estadísticamente significativos y distintos de cero, a excepción del nivel “Symbian” en el atributo Sistema Operativo, donde es significativo a un 90% de confianza estadística.

9.1.2 Recuperación de efectos fijos a nivel producto

Con las estimaciones de efectos fijos para cada nivel de atributo, es posible obtener los efectos fijos a nivel de producto utilizando la ecuación 4, que relaciona los efectos fijos agregados con los efectos fijos a nivel de producto. A continuación se muestran los efectos fijos estimados a nivel de producto según a partir de cada atributo:

Tabla 23 : Estimación de efectos fijos a nivel SKU según atributo (Parte 1)

SKU / β_j	Marca	Diseño	Touch	Resolución	Sist. Operativo	Bluetooth	MP3
1100	-4.8561	-5.0318	-5.0905	-5.0253	-5.0720	-4.8450	-5.1490
1110	-8.1428	-8.0810	-8.2953	-8.1764	-8.2358	-7.8504	-8.2664
1112	-6.9633	-7.0722	-7.2089	-7.1478	-7.1698	-6.9239	-7.3154
1200	-1.8337	-2.1393	-2.1232	-2.0819	-2.1357	-1.9340	-2.2293
1208	-0.4451	-0.7507	-0.7346	-0.6933	-0.7471	-0.5454	-0.8407
1220	-5.7523	-5.7575	-5.9156	-5.7924	-5.8681	-5.5225	-5.8752
1221	-5.1578	-5.1825	-5.3478	-5.2397	-5.2946	-4.9803	-5.3414
1600	-6.3458	-6.6349	-6.6354	-6.5909	-6.6427	-6.4298	-6.7376
1616	1.1069	0.3027	0.6358	0.5742	0.5017	0.5565	0.3332
1661	0.2718	-0.1393	-0.0390	-0.0036	-0.0784	0.1104	-0.1431
1680CLASSIC	-0.7483	-1.0539	-1.0378	-0.9965	-1.0503	-0.8486	-1.1439
1800	-2.7642	-3.8162	-3.3705	-3.4659	-3.5605	-3.5049	-3.7500
2220SLIDE	-4.0782	-4.4013	-4.3676	-4.3193	-4.3742	-4.1538	-4.4989
2270	-7.4628	-7.5393	-7.6681	-7.5760	-7.6238	-7.3446	-7.6793
2272	-8.4860	-8.3235	-8.6132	-8.4796	-8.5247	-8.1030	-8.5748
2330CLASSIC	-0.4244	-0.9586	-0.7806	-0.7746	-0.8465	-0.5026	-0.9951
2600	-7.1638	-7.3297	-7.4078	-7.3670	-7.3771	-7.1844	-7.5332
2610	-6.1752	-6.4228	-6.4413	-6.3880	-6.4422	-6.2207	-6.5249
2630	-2.0357	-2.3412	-2.3252	-2.2838	-2.3376	-2.0532	-2.4313
2660	-6.0390	-6.4448	-6.2539	-6.1704	-6.2191	-5.9830	-6.3585
2680SLIDE	-3.1563	-3.4747	-3.4458	-3.4045	-3.4583	-3.1739	-3.5874
2690	-0.8539	-1.5680	-1.2882	-1.3438	-1.3960	-0.9824	-1.4941
2720FOLD	-1.5155	-1.6554	-1.8926	-1.5649	-1.9732	-1.5968	-2.1081
2730CLASSIC	-5.1856	-5.8740	-5.6108	-5.3188	-5.7133	-5.2956	-5.8168
2760	-1.3903	-1.6995	-1.6798	-1.6385	-1.6923	-1.4079	-1.7859
3100	-5.2012	-5.2430	-5.4005	-5.2998	-5.3471	-5.0543	-5.3999

Fuente: Elaboración propia

Tabla 24: Estimación de efectos fijos a nivel SKU según atributos (Parte 2)

SKU / β_j	Marca	Diseño	Touch	Resolución	Sist. Operativo	Bluetooth	MP3
3120	-5.4653	-5.7771	-5.7521	-5.7048	-5.7624	-5.5616	-5.8448
3200	-6.2655	-6.1052	-6.4273	-6.3373	-6.3260	-6.0241	-6.5181
3205	-6.3050	-6.2864	-6.4798	-6.3644	-6.4218	-6.0880	-6.4670
3220	-6.6504	-6.8838	-6.9159	-6.8714	-6.9059	-6.6959	-7.0214
3250	-8.7207	-8.5986	-8.8683	-8.4382	-8.5163	-8.6132	-8.8868
3395	-7.9181	-8.5183	-8.3119	-8.3472	-8.4078	-8.3206	-8.5661
3500CLASSIC	-3.3126	-3.6181	-3.6021	-3.2868	-3.6145	-3.3301	-3.7437
355	-5.8609	-6.3535	-6.2082	-6.1949	-6.2523	-6.1600	-6.3155
3555	-8.1627	-8.7086	-8.3212	-8.2190	-8.2269	-8.0462	-8.3682
3600	-6.0514	-6.3570	-6.3409	-6.2995	-6.3534	-6.0689	-6.4470
5000	-3.0177	-3.3233	-3.3072	-2.9374	-3.3197	-3.0352	-3.4488
5030XPRESSRADIO	-3.0682	-3.6343	-3.4357	-3.4394	-3.5085	-3.4071	-3.6502
5070	-3.9023	-4.2078	-4.1918	-4.1504	-4.2042	-4.0026	-4.3334
5130XPRESSMUSIC	0.7753	0.4061	0.4734	0.7492	0.4446	0.7323	0.2988
5200	-2.4962	-2.8146	-2.7858	-2.7444	-2.7982	-2.5138	-2.9274
5220XPRESSMUSIC	-1.2817	-1.5873	-1.5712	-1.2560	-1.5837	-1.2993	-1.7128
5230	-0.9521	-1.6560	-2.0271	-1.0870	-1.6881	-1.0571	-1.5758
5233	-0.0956	-0.8997	-1.4132	-0.3477	-0.9942	-0.3134	-0.7983
5235	-2.9440	-3.8601	-4.4256	-3.2976	-3.8982	-3.2519	-3.7223
5300XPRESSMUSIC	-4.0416	-4.3599	-4.3311	-3.9613	-4.3435	-4.0591	-4.4727
5310XPRESSMUSIC	-2.8151	-3.1206	-3.1046	-2.7893	-3.1170	-2.8326	-3.2462
5320XPRESSMUSIC	-3.9788	-4.2843	-4.2683	-3.9530	-4.3172	-3.9963	-4.4099
5530XPRESSMUSIC	-0.5755	-1.1416	-1.4335	-0.3653	-1.2266	-0.6548	-1.1575
5610XPRESSMUSIC	-4.5539	-4.8601	-4.8294	-3.7700	-4.8369	-4.5591	-4.9687
5700XPRESSMUSIC	-5.3339	-5.6343	-5.6210	-5.3092	-5.6614	-5.3553	-5.7628
5800XPRESSMUSIC	-2.8664	-3.2554	-3.3203	-2.4030	-3.3353	-2.9136	-3.3547
6020	-6.1663	-6.2784	-6.3926	-6.3288	-6.3589	-6.1298	-6.4653
6061	-6.1296	-6.4192	-6.4133	-6.3647	-6.4224	-6.2025	-6.5572
6070	-5.3874	-5.6826	-5.6779	-5.6316	-5.6855	-5.4718	-5.8138
6080	-7.0495	-7.1748	-7.2633	-7.1848	-7.2397	-6.9675	-7.3082
6101	-6.5330	-6.9193	-6.7583	-6.6759	-6.7243	-6.4623	-6.7908

Fuente: Elaboración propia

La tabla 24, muestra el efecto fijo a nivel de producto calculado para los primeros 57 productos de la lista de datos. La lista completa de los efectos fijos individuales se encuentra en la sección 15.2, Anexo B.

Se puede observar, que los efectos fijos a nivel de producto presentan pequeñas diferencias según el atributo utilizado para estimarla. Esto último es consistente con lo señalado en [1], en el cual la recuperación de los efectos fijos puede realizarse con cualquier atributo que cumple las condiciones del modelo.

9.1.3 Estimación de efectos covariados a nivel producto

Una vez que obtenidas las estimaciones de efectos fijos a nivel de producto, es necesario recuperar los efectos covariados a nivel de producto. Utilizando las estimaciones de los β_j para cada atributo se realiza una segunda regresión de mínimos cuadrados ordinarios para estimar el efecto del precio γ .

Tabla 25: Recuperación del efecto covariado precio según atributo

Efecto Covariado	Estimación	Error Estaándar	t value	P-Valor
Marca	0.0000009872	0.0000003450	2.8613700000	0.0042326000
Diseño	0.0000009068	0.0000003424	2.6484500000	0.0081069000
Resolución	0.0000009171	0.0000003419	2.6824300000	0.0073287000
Teclado	0.0000021030	0.0000003427	6.1362200000	0.0000000009
OS	0.0000402925	0.0000009909	40.6609500000	2.22e-16
Bluetooth	0.0000005427	0.0000003416	1.5886200000	0.1122000000
MP3	0.0000006979	0.0000003415	2.0438200000	0.0410150000

Fuente: Elaboración propia

Se puede observar en la tabla los diferentes valores del efecto covariado del precio que se recuperaron con la segunda etapa de regresión. Si bien, la estimación del efecto de precio puede realizarse con cualquiera de los atributos, se aprecia que existen diferencias en su valor según el atributo utilizado.

A partir de los atributos de marca, diseño y resolución, se obtienen estimaciones del efecto del precio muy similares. Mientras que la estimación realizada por sistema operativo posee un comportamiento muy diferente al resto de los atributos. Cabe destacar, que las estimaciones del efecto precio de bluetooth y mp3 son similares entre sí, pero diferentes con el resto de las estimaciones. Estos últimos atributos poseen sólo dos niveles de alternativas, por lo que el aporte de información para explicar la variabilidad no es adecuada.

Otro punto importante, es que el los valores del efecto precio son positivos. Usualmente en bienes y servicios la demanda de productos posee una relación negativa con el precio. Esto se debe a que los dispositivos móviles el precio refleja la cantidad de atractivo y por ende, atributos que posee el dispositivo. Es por ello, que los teléfonos celulares no se comportan como otros bienes y tienen un comportamiento más cercano a los bienes de Giffen.

9.2 Cálculo de elasticidades

Como se señala en el capítulo 5, el modelo basado en atributos permite recuperar las elasticidades propias y cruzadas a nivel agregado en base a los diferentes atributos y también a nivel de producto. La recuperación de las elasticidades referentes a los efectos de marketing, siendo el precio el caso particular, es importante para definir las decisiones que se deben tomar a nivel producto, ya que permitirá conocer de mejor forma el comportamiento que tendrá cada dispositivo.

A continuación se presentan las elasticidades share-precio en el modelo agregado por atributos:

Tabla 26 : Elasticidades precio - share/marca

	LG	NOKIA	SAMSUNG	SONY ERICCCSON	ALCATEL	MOTOROLA
LG	-0.939	0.152	0.161	0.358	0.304	0.503
NOKIA	0.333	-0.592	0.256	0.569	0.483	0.799
SAMSUNG	0.403	0.293	-0.573	0.69	0.586	0.968
SONY ERICCCSON	0.071	0.052	0.055	-1.843	0.104	0.172
ALCATEL	0.038	0.028	0.029	0.065	-1.613	0.091
MOTOROLA	0.059	0.043	0.046	0.102	0.086	-2.616

Fuente: Elaboración propia

Tabla 27: Elasticidades precio- share/diseño

	SHELL	BLOCK	SLIDER	SWIVEL
SHELL	0.0186	-0.0025	-0.0094	-0.4775
BLOCK	-0.0143	0.0049	-0.03	-1.5261
SLIDER	-0.0036	-0.002	0.0409	-0.3822
SWIVEL	0.0	0.0	0.0	2.4596

Fuente: Elaboración propia

Tabla 28 : Elasticidades precio-share/teclado

	TOUCH	NORMAL	QWERTY
TOUCH	-0.4392	0.0038	0.2375
NORMAL	0.4186	-0.0051	1.6285
QWERTY	0.0056	0.0003	-1.9244

Fuente: Elaboración propia

La diagonal de la tabla 26 representa el valor de la elasticidad precio propia de cada marca. Es decir, la variación del market share de la misma marca al variar su precio en 1%. Los demás cuadrantes representan las elasticidades precio market share cruzadas entre las marcas. A modo de ejemplo, el cuadrante (3,1) de la tabla 26 representa que un cambio en el precio de 1% de la marca Samsung impacta en la participación de mercado a LG en 0.403 puntos.

Tabla 29: Elasticidades precio-share/Resolución

	VGA	1.3 Megapixel	2 Megapixel	3 Megapixel	>3 Megapixel
VGA	-0.0577	0.639	0.5475	1.768	2.2895
1.3 Megapixel	0.0199	-0.912	0.1234	0.3986	0.5162
2 Megapixel	0.0208	0.1507	-0.7757	0.417	0.54
3 Megapixel	0.0099	0.0717	0.0614	-2.7237	0.2569
>3 Megapixel	0.0026	0.019	0.0163	0.0525	-3.716

Fuente: Elaboración propia

Tabla 30: Elasticidades precio-share/Sistema Operativo

	PROPIO	LINUX	SYMBIAN	WINDOWS MOBILE
PROPIO	0	0.0054	0.0002	0.437
LINUX	0	-0.0058	0	0.0009
SYMBIAN	0	0.0002	-0.0003	0.0122
WINDOWS MOBILE	0	0	0	-0.4649

Fuente: Elaboración propia

Tabla 31: Elasticidades precio-share/bluetooth

	CON BLUETOOTH	SIN BLUETOOTH
CON BLUETOOTH	-0.38	0.29
SIN BLUETOOTH	0.35	-0.31

Fuente: Elaboración propia

Tabla 32: Elasticidades precio-share/Mp3

	CON MP3	SIN MP3
CON MP3	0.16	-0.15
SIN MP3	-0.15	0.16

Fuente: Elaboración propia

9.3 Estimación de demanda

Una vez caracterizada las funciones de utilidad a nivel de producto, es posible obtener las participaciones de mercado de cada producto. Dado que se obtienen sólo los porcentajes de participación de mercado, es necesario poder estimar las ventas totales que tendrá el mercado para poder aplicar la ecuación 5.3, que permite determinar el número de productos a ser demandados en cada período.

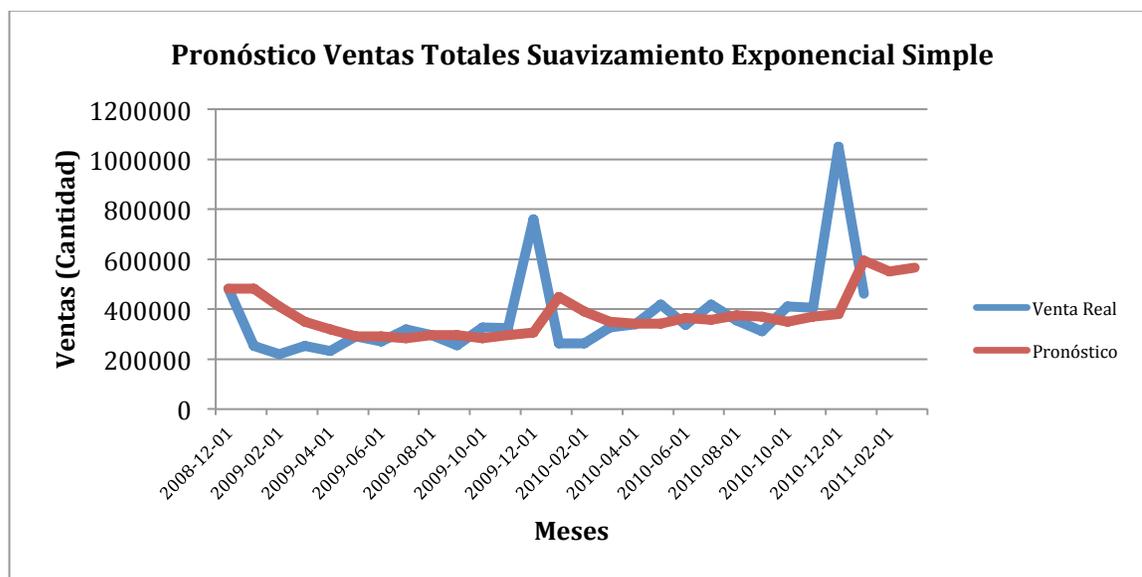
9.3.1 Estimación de Ventas Totales

A continuación se analizan los resultados de ajuste y calibración que han presentado los modelos de estimación de demanda propuestas en el capítulo 5. También cada modelo entregará estimaciones para los próximos cuatro meses y sus respectivos indicadores de ajuste.

9.3.1.1 Suavización Exponencial Simple

El gráfico 12 muestra el ajuste de la curva obtenida utilizando un suavizamiento exponencial simple sin tendencia de todos los dispositivos móviles en el período de estudio.

Gráfico 12: Ajuste por método de suavizamiento exponencial simple



Fuente: Elaboración propia

Tabla 33 : Indicadores de ajuste de suavización exponencial simple

MAPE	MAD	RMSE
26.143%	104315.9442	181515.009

Fuente: Elaboración propia

El ajuste del suavizamiento exponencial simple en la calibración presenta un MAPE del 26.14% con un coeficiente de alisamiento (α) de 0.318. El MAD es de 104315 unidades. El método de suavizamiento exponencial tiende a seguir el promedio de la serie de tiempo, por lo que en las alzas importantes como el mes de diciembre, el método no es capaz de explicar con precisión dicho comportamiento. En efecto, el

MAPE que se obtiene es relativamente bajo , ya que solamente se encuentran dos efectos estacionales del mes de diciembre presente en los datos.

El pronóstico de las ventas totales obtenidas para los siguientes cuatro meses son:

Tabla 34: Pronóstico de ventas por suavización exponencial simple

Período	Venta Real	Pronóstico	MAD	MAPE	Error Cuadrático
Mes 1	392847	551370.3676	158523.3676	40.35%	25129658060
Mes 2	455609	564834.4451	109225.4451	23.97%	11930197850
Mes 3	407518	560552.8684	153034.8684	37.55%	23419670951
Mes 4	574409	561914.4098	12494.59021	2.18%	156114784.5

Fuente: Elaboración propia

Tabla 35: Indicadores de ajuste del pronóstico suavización exponencial simple

MAPE	MAD	RMSE
26.0%	133874.4063	123121.527

Fuente: Elaboración propia

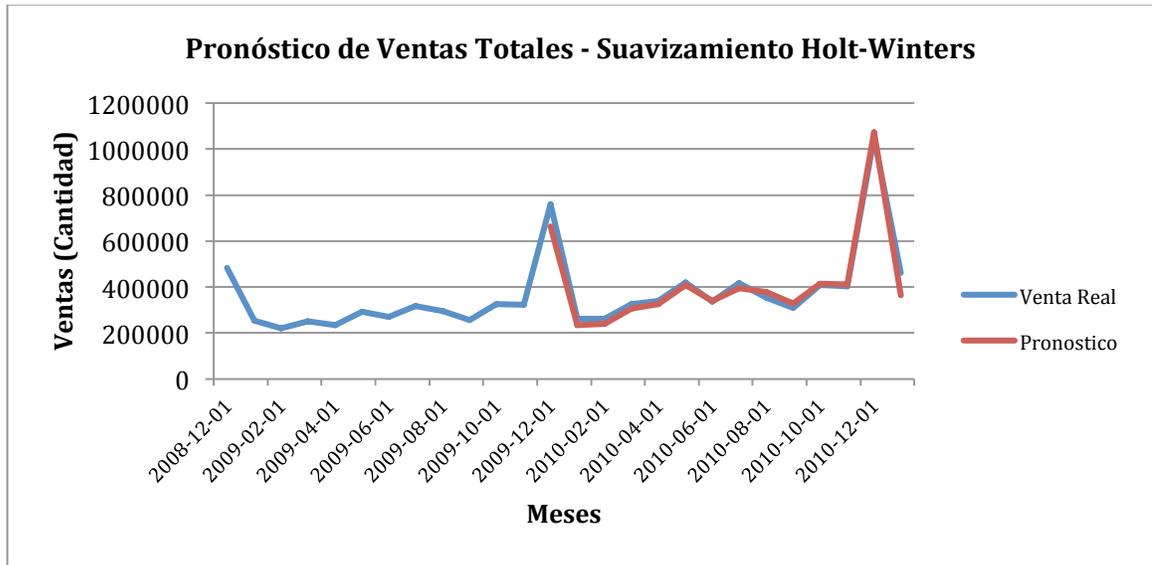
Es posible observar, que el nivel de pronóstico para el primer mes presenta un MAPE del 40.35% y que desciende para los siguientes meses. El MAPE promedio del pronóstico es del 26% y es similar al MAPE de ajuste del suavizamiento exponencial. Si sólo se consideran los primeros dos meses del pronóstico, entonces el MAPE asciende a 32%. Podemos observar que estas diferencias en el pronóstico representan un MAD de pronóstico de 133874 unidades. Lo que significa, que aproximadamente un 25% del mercado no es explicado por este método.

9.3.1.2 Suavizamiento Exponencial Holt-Winters

El suavizamiento exponencial Holt-Winters descompone la serie de tiempo de ventas en sus componentes de promedio, estacionalidad y tendencia. A continuación se muestra el resultado de la descomposición de un modelo multiplicativo de las componentes mencionadas.

El gráfico 13. muestra la estimación de demanda de las ventas totales y el ajuste con los primeros 26 meses registros de ventas totales. El ajuste de pronóstico se muestra a partir del mes 13, es decir, a partir de Diciembre del año 2009. Esto se debe a que el modelo requiere de los primeros doce meses de datos para poder calibrar los índices de estacionalidad mensual.

Gráfico 13: Ajuste por método de suavizamiento exponencial Holt-Winters multiplicativo



Fuente: Elaboración propia

Tabla 36: Indicadores de ajuste de suavizamiento exponencial Holt-Winters

MAPE	MAD	RMSE
6.373%	27791.32853	39024.07049

Fuente: Elaboración propia

El modelo ajusta bien, con un MAPE de calibración del 6.37% y con valores de MAD y RMSE muy inferiores en comparación al método de suavizamiento exponencial simple. Esto se debe, a que éste método, además de ajustarse al promedio de la serie de tiempo, también considera los efectos estacionales de los meses de Diciembre y la leve tendencia positiva de la serie.

La calidad del pronóstico es mejor en comparación al suavizamiento exponencial simple, presentando para el primer mes un MAPE del 5.57% y para los siguientes cuatro meses un MAPE del 5.76%. Los órdenes de magnitud del MAD y RMSE de pronóstico son también inferiores en comparación al primer método de estimación, como se puede apreciar en las tablas 37 y 38.

Tabla 37: Pronóstico de ventas por suavizamiento exponencial Holt-Winters

Período	Venta Real	Pronóstico	MAD	MAPE	Error Cuadratico
Mes 1	392847	370958.4945	21888.50548	5.572%	479106672.3
Mes 2	455609	458428.5022	2819.502192	0.619%	7949592.611
Mes 3	407518	472565.6514	65047.65142	15.962%	4231196955
Mes 4	574409	579581.737	5172.737017	0.901%	26757208.24

Fuente: Elaboración propia

Tabla 38: Indicadores de ajuste del pronóstico suavizamiento exponencial Holt-Winters

MAPE	MAD	RMSE
5.763%	23732.09903	34442.01805

Fuente: Elaboración propia

Tabla 39: Estimación de parámetros de indicadores de tendencia y estacionalidad

Parámetros	Estimación
Intercepto tendencia	466919
Coefficiente Tendencia	12802.060
Enero	0.976
Febrero	0.773
Marzo	0.931
Abril	0.935
Mayo	1.119
Junio	0.876
Julio	1.047
Agosto	0.872
Septiembre	0.750
Octubre	0.966
Noviembre	0.933
Diciembre	2.376

Fuente: Elaboración propia

La tabla 39 muestra la estimación de los parámetros de tendencia y estacionalidad. Los indicadores de estacionalidad se presentan a nivel mensual, donde se aprecia que el mes de Diciembre presenta un índice muy superior al resto de los meses. El índice de estacionalidad oscila entre 0.773 y 2.376, con un promedio de 1.046 y desviación estándar de 0,46. El mes de febrero es el mes menos estacional .

9.4 Pronóstico de demanda a nivel SKU

A partir del pronóstico de las ventas totales es posible pronosticar a nivel de producto las participaciones de mercado que se tendrán para los próximos cuatro períodos. A continuación se presenta la tabla con los errores de pronóstico para los 85 SKU que se encuentran presentes en el período.

Tabla 40: Errores de pronóstico del modelo basado en ventas

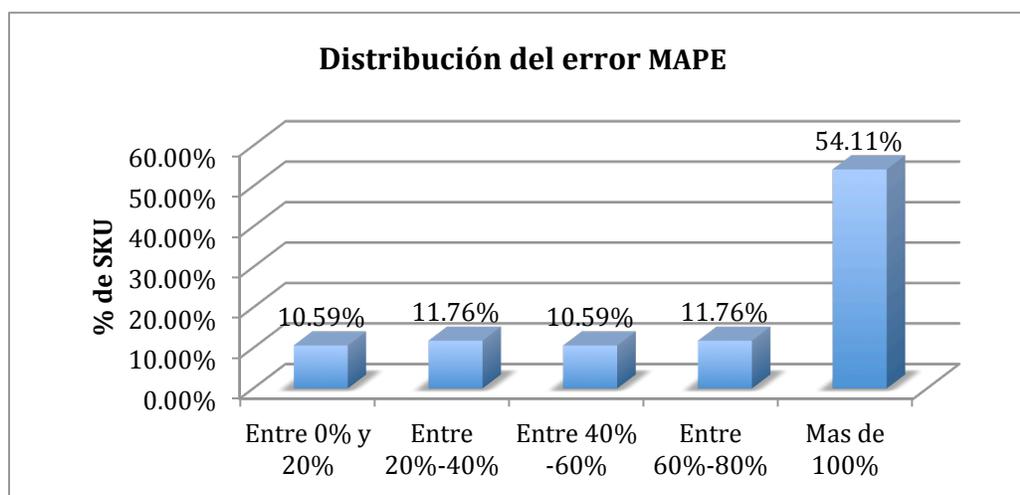
Período	MAD	MAPE	Min MAPE	Max MAPE	MAPE Ponderado
Mes 1	2633	205.7%	4.9%	2790%	58.6%
Mes 2	3739	314.4%	2.0%	4575%	74.1%
Mes 3	3865	447.7%	1.1%	7376%	87.8%
Mes 4	6266	765.4%	0.6%	11488%	106.5%
Total	4126	433.3%	0.6%	11488%	81.7%

Fuente: Elaboración propia

El pronóstico que se obtiene presenta su mejor resultado para el primer mes, mientras que los errores de pronóstico aumentan en la medida que se proyectan para meses superiores. Los errores MAPE son importantes y presentan gran variabilidad, con un mínimo promedio del 0.6% y alcanzando máximos del 11488%.

Los productos que poseen niveles de ventas bajas son aquellos que presentan los mayores errores de pronóstico, mientras que los productos que poseen una participación de mercado mayor, presentan errores de pronóstico menores. En efecto, al ponderar el error de pronóstico según la importancia en el nivel de ventas que representan, se obtienen MAPES ponderados del 58.6% para el primer mes y con un promedio del 81.7% para todo el período pronosticado.

Gráfico 14: Distribución del error MAPE según porcentaje de SKU



Fuente: Elaboración propia

La distribución del error MAPE de pronóstico según los diferentes SKU que conforman el grupo revela los siguientes comportamientos en el pronóstico:

- El 22.35% de los SKU presenta un error de pronóstico menor o igual al 40%. Es decir, 19 de 85 SKU presentan un MAPE inferior al 40%.
- El 54.11% de los SKU pronosticados presenta errores de pronóstico superiores al 100%. Estos SKU se caracterizan por tener una venta promedio mensual inferior a las 150 unidades.

Los factores que originan los mayores errores de pronóstico del modelo se deben principalmente a la presencia de varios SKU con niveles de ventas bajas. El modelo basado en atributos realiza estimaciones de participaciones de mercado, por lo que un SKU con muy baja participación, manifestará grandes variaciones en el error de pronóstico por cada unidad de producto erróneamente pronosticada.

Otro motivo que afecta a la variación del error del pronóstico se genera a partir de las variaciones de los niveles de venta real que experimentan los SKUs, dado el nivel de agregación de los datos. La serie de ventas se presenta de manera mensual, por lo que aquellos SKUs que presentan variaciones importantes entre intervalos de tiempo o que se encuentren enfrentando su etapa de decaimiento en el ciclo de vida, presentan mayores distorsiones en el nivel de pronóstico.

El efecto covariado del precio estimado a nivel de SKU, el cual determina la variabilidad de cada producto, se caracteriza por tener un valor pequeño. Las variaciones en el precio de celulares tienen un efecto menor cuando se estiman los niveles de utilidad relativa de cada producto. Por lo tanto, se evidencia una ausencia de otras variables covariadas como indicadores de promoción, publicidad y quiebres de stock, las cuales podrían explicar la variabilidad en el pronóstico de ventas.

Finalmente, la utilización del método de suavizamiento exponencial Holt-Winters para la estimación de ventas totales incorpora en un grado menor el error de pronóstico a nivel SKU. Esto debido a que la estimación de ventas totales presenta errores MAPE de pronóstico del 5.71% para todo el período.

9.4.1 Análisis de SKU con buen nivel de pronóstico

De los 85 SKU en los que se pronosticó la demanda, 19 de ellos presentaron un error de pronóstico igual o inferior al 40%. Ellos representan el 22.35% de los SKU pronosticados y a su vez corresponden al 53.3% de los ingresos de la categoría.

Tabla 41 : Errores de pronóstico para SKU con buen nivel de pronóstico

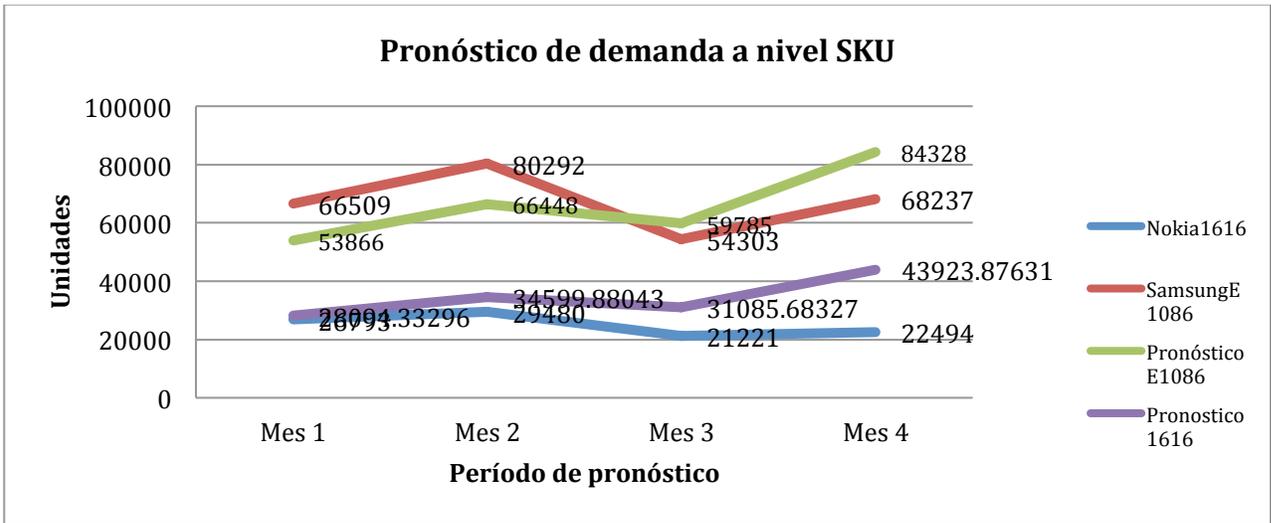
ID	SKU	MAPE Mes1	MAPE Mes2	MAPE Mes3	MAPE Mes4
9	1616	5%	17%	46%	95%
12	1800	36%	52%	54%	88%
37	5000	31%	9%	103%	96%
44	5233	7%	22%	40%	133%
90	C276	6%	10%	32%	87%
103	E1085	29%	57%	60%	80%
104	E1086	19%	17%	10%	24%
125	GD510POP	31%	19%	30%	70%
133	GM600SCARLETH	14%	3%	82%	130%
138	GT350TOWN	14%	11%	43%	23%
141	GTM2310	9%	48%	82%	233%
145	GW525	40%	166%	219%	149%
179	KP105RUBY	13%	54%	59%	67%
192	M2510	14%	18%	14%	1%
194	M2520BEATTECHNO	21%	31%	1%	12%
243	ONETOUCH808	31%	2%	40%	81%
287	S5230STAR	20%	7%	13%	8%
290	S5560	32%	57%	78%	59%
406	XPERIAX8	22%	60%	79%	79%
Promedio		20.7%	34.7%	57.1%	79.8%

Fuente: Elaboración propia

Se destaca principalmente el SKU E1086, correspondiente a la marca Samsung, y que representa por sí sólo el 17% de las ventas del período. Además el MAPE de pronóstico de todo el período es un 17,58% y presenta una venta promedio mensual de 67.332 unidades. En segundo lugar, el SKU NOKIA 1616 con una representación del 7% de los ingresos, muestra también una buena capacidad de pronóstico para los primeros tres meses, con MAPE para el mes 1 del 4.8%. Este producto posee niveles de venta promedio de 29.831 unidades mensuales. El gráfico 15 muestra el pronóstico de éstos dos productos y se comparan con su pronóstico de ventas.

La venta promedio mensual del grupo con buen nivel de pronóstico asciende a las 10.721 unidades. En efecto, uno de los factores que determina una buena capacidad de pronóstico es que el SKU posea niveles de ventas altas y con poca variabilidad en el tiempo.

Gráfico 15 : Pronóstico de demanda para los SKU Nokia1616 y SamsungE1086



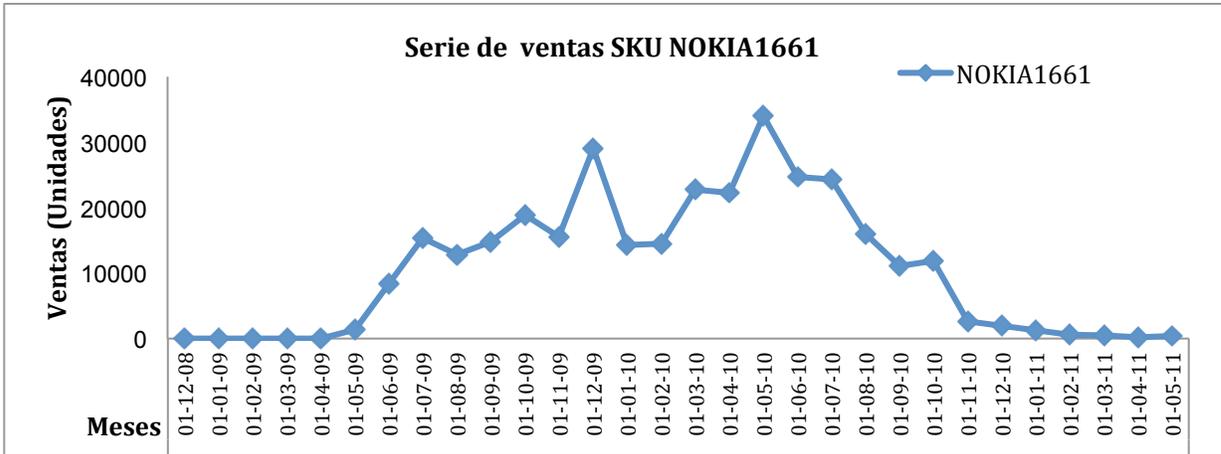
Fuente: Elaboración propia

9.4.2 Análisis de SKU con mal nivel de pronóstico

Se observa que en la gran mayoría de los equipos presentan grandes diferencias porcentuales entre los pronósticos y sus ventas reales. Un 54.11% de los productos pronosticados muestran MAPEs superiores al 80%, de los cuales en la mayoría de los equipos presentan ventas promedio mensuales inferiores a las 300 unidades.

Por otro lado, los pronósticos que realiza el modelo basado en atributos sobreestima, en la mayoría de los casos, los niveles de venta que tendrá el producto. Esto se debe a que el modelo se calibra con ventas mensuales en los cuales el producto fue exitoso en ventas y se pronostica para períodos en que el producto muestra decaimientos de ventas abruptas. A modo de ejemplo, el gráfico 16, muestra un producto exitoso con ventas promedio sobre las 20.000 unidades, pero que en su fase de decaimiento, las ventas descienden de manera importante.

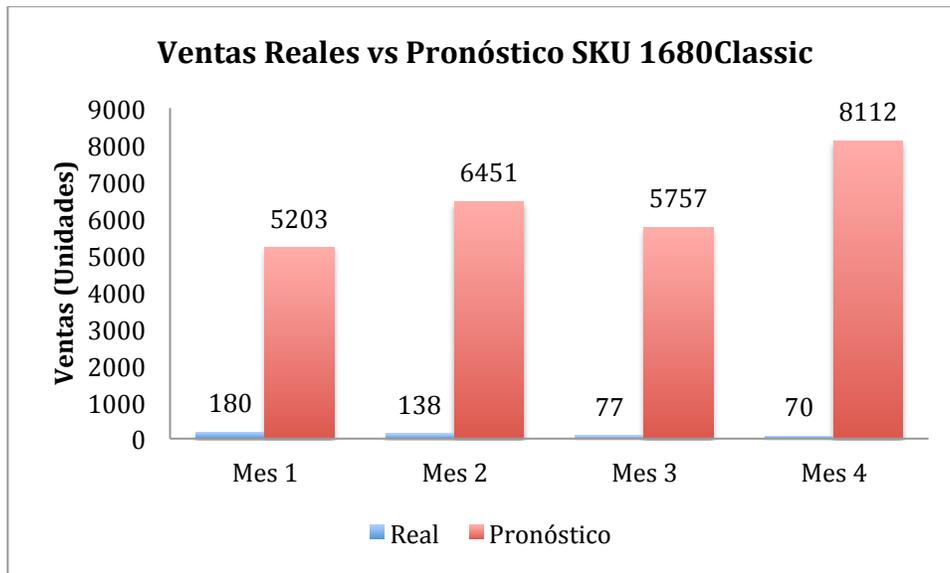
Gráfico 16: Comportamiento serie de venta Nokia 1661



Fuente: Elaboración propia

Cuando las ventas son bajas, se verifica que el error porcentual de pronóstico MAPE es muy sensible, pues errores de pocas unidades resultan en grandes errores porcentuales. A pesar de que pueden existir importantes diferencias entre el pronóstico y las ventas reales, tal como lo muestra el grafico 17, hay que considerar de que se trata de productos con niveles de venta baja y que en términos globales tienen poca importancia en los niveles de ventas. En efecto, los equipos con ventas bajas tan sólo representan el 2.61% de las ventas en estudio.

Gráfico 17: Comparación ventas vs pronóstico para SKU Nokia 1680 Classic



Fuente: Elaboración propia

9.5 Modelo basado en atributos con segmentos de ventas

La calibración del modelo basado en atributos utilizando el grupo de 413 SKU, considera la coexistencia de productos que varían en órdenes de magnitud en sus niveles ventas. En esta sección se utiliza nuevamente el modelo de atributos pero calibrado en grupos que representan niveles de ventas similares. Dado que el modelo general muestra un buen nivel de predicción para equipos de ventas altas y bajo poder de pronóstico para equipos de ventas bajas, el modelo con segmentos deberá ser capaz de explicar mejor la variabilidad a través de un mejor ajuste de los parámetros del modelo.

A partir del grupo de 413 productos utilizados para la calibración del modelo inicial se crearon tres segmentos de acuerdo a criterios de niveles de ventas a través del siguiente procedimiento:

- Se utilizó como criterio de segmentación la venta promedio mensual de cada SKU durante los 26 meses de datos de calibración.
- Se asigna un producto al segmento de ventas bajas si su promedio de venta mensual es igual o menor a 300 unidades.
- Se asigna un producto al segmento de ventas medias si su promedio de venta mensual es superior a las 300 unidades e inferior o igual a las 5000 unidades.
- Se asigna un producto al segmento de ventas altas, si su promedio de venta mensual es superior las 5000 unidades.

La tabla 42, muestra la distribución de los SKU pertenecientes a cada uno de los grupos de segmentación.

Tabla 42 : Criterios de segmentación según niveles de venta

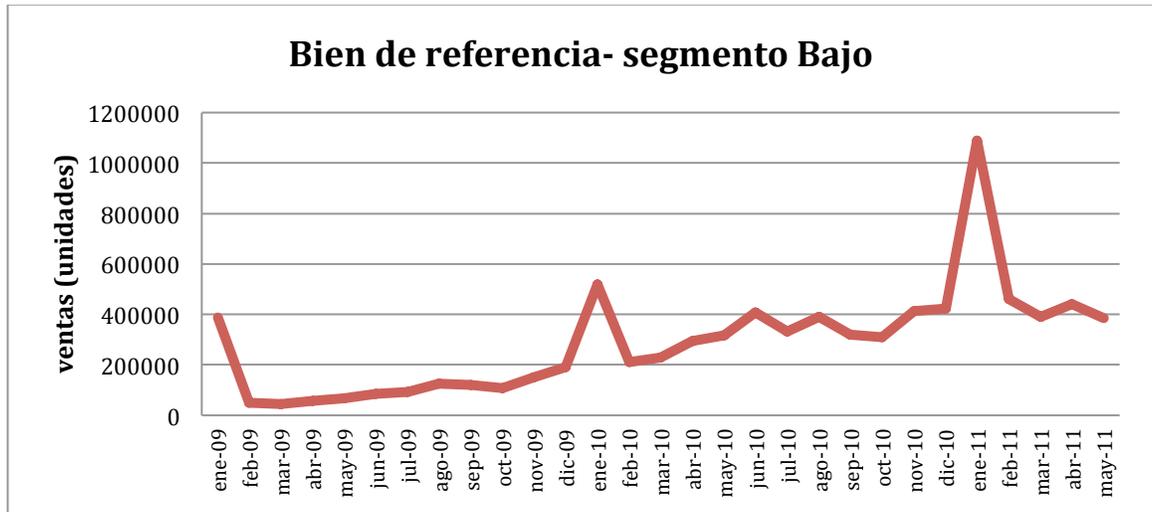
Grupo	Criterio Ventas Mensuales	Nº SKU Calibración
Ventas Bajas	<=300 Unidades	268
Ventas Medias]300 ,5000]Unidades	112
Ventas Altas	>5000 Unidades	33
Total SKU		413

Fuente: Elaboración propia

9.5.1 Segmento ventas bajas

La aplicación del modelo basado en atributos en un segmento es idéntica en cuanto a su metodología. No obstante, el modelo requiere de la utilización de un bien de referencia, el cual no es el mismo que en el modelo original. Hay que considerar que la segmentación es una agrupación aún más específica, por lo que el tamaño del bien de referencia será mayor que el modelo inicial.

Gráfico 18 : Serie del tamaño del bien de referencia segmento de ventas bajas



Fuente: Elaboración propia

Como bien de referencia se considera el tamaño del modelo inicial, pero que además debe agregarse las cantidades correspondientes a los segmentos medios y altos. De esta forma, quedará totalmente identificado el bien de referencia para el segmento de ventas bajas, que corresponde a la opción de no consumir un producto del segmento de ventas bajas.

9.5.1.1 Efectos fijos segmento ventas bajas

A continuación se presentan algunos de los efectos fijos recuperados a nivel atributos para el segmento de productos con ventas bajas.

Tabla 43 : Estimación del efecto fijo marca en segmento ventas bajas

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
LG	-4.717	0.164	-28.76	< 2.22e-16
Nokia	-4.830	0.159	-30.33	< 2.22e-16
Samsung	-5.132	0.158	-32.48	< 2.22e-16
Sony Ericsson	-4.927	0.168	-29.35	< 2.22e-16
Alcatel	-5.680	0.155	-36.76	< 2.22e-16
Motorola	-5.645	0.169	-33.50	< 2.22e-16
R Cuadrado Ajustado	0.981596892			

Fuente: Elaboración propia

A nivel de marcas, cabe destacar la magnitud de la estimación del parámetro de efecto fijo. A diferencia del modelo general, las estimaciones poseen signos negativos, que afectan un nivel de utilidad logarítmica menor a cero. A pesar del signo y su magnitud, estos valores son consistentes con el modelo calibrado, ya que se debe recordar, que el tamaño del bien de referencia es muy superior en comparación al tamaño de ventas de este segmento. Es importante recalcar que éste segmento sólo representa el 2.61% de las ventas totales, por lo que existe una preponderancia del mercado a elegir el bien de referencia por sobre los productos de nuestro segmento. En otras palabras, en el bien de referencia coexisten productos con mejores ganancias de utilidad en comparación al segmento de ventas bajas.

En el segmento de ventas bajas se aprecia que existe un orden de preferencia diferente al modelo inicial. En éste segmento lideran la marca LG y Sony Ericcson seguidos con similaridad para el resto de las marcas. Además el nivel de ajuste a nivel del atributo marca es muy superior al modelo general, con un R cuadrado ajustado del 0.98, siendo todos los atributos en la estimación estadísticamente significativos.

Tabla 44 : Estimación del efecto fijo diseño segmento bajo

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Shell	-5.37	0.18	-29.06	< 2.22e-16
Block	-4.30	0.18	-23.31	< 2.22e-16
Slider	-4.79	0.19	-25.73	< 2.22e-16
Swivel	-7.93	0.43	-18.38	< 2.22e-16
R Cuadrado Ajustado		0.981068843		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 45: Estimación del efecto fijo teclado segmento bajo

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Touch	-5.69E+00	1.63E-01	-34.79562	< 2e-16
Normal	-4.01E+00	1.54E-01	-26.01762	< 2e-16
Qwerty	-6.38E+00	1.88E-01	-34.02119	< 2e-16
R Cuadrado Ajustado		0.980615535		

Fuente: Elaboración propia

En cuanto al diseño de los equipos, los productos con mayores presencias en éste segmento son los de bloque y aquellos que se deslizan. Ahora si se combina con las estimaciones del tipo de teclado , es posible deducir que en este segmento un producto con diseño bloque y teclado normal alfanumérico es el preferido. Un producto con ventas bajas no contendrá pantallas del tipo touch o qwerty, ya que los niveles de utilidad descienden de forma importante.

Tabla 46: Estimación del efecto fijo Resolución segmento bajo

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
VGA	-4.66E+00	1.76E-01	-26.44065	< 2.22e-16
1.3.MP	-6.45E+00	1.86E-01	-34.76591	< 2.22e-16
2.MP	-5.15E+00	1.85E-01	-27.79879	< 2.22e-16
3.MP	-5.31E+00	2.28E-01	-23.2947	< 2.22e-16
>3.MP	-5.08E+00	2.42E-01	-20.95535	< 2.22e-16
R Cuadrado Ajustado		0.974913575		

Fuente: Elaboración propia

Los equipos de este segmento se caracterizan por su simplicidad y lo básico que son los modelos. Los atributos que mayor utilidad aportan son aquellos que se encuentran relacionados a capacidades estándares. Se verifica con la tabla 46, el cual muestra una mayor ganancia de utilidad relativa con resoluciones VGA de cámara, el cual corresponde a la peor resolución de los niveles de ese atributo.

9.5.1.2 Pronóstico de segmento ventas bajas

El pronóstico de ventas utiliza la misma estimación de ventas totales utilizado en el modelo general. Ya que al incorporar el bien de referencia, el modelo estimará el porcentaje de participación de mercado con respecto a todo el mercado. A continuación se presenta el porcentaje de error de pronóstico para los cuatros períodos de estimación de ventas:

Tabla 47: Errores de pronóstico del modelo basado en ventas para el segmento bajo

Período	MAPE	Min MAPE	Max MAPE	MAPE Ponderado
Mes 1	102.6%	3.7%	677.0%	76.7%
Mes 2	140.5%	31.5%	976.9%	85.5%
Mes 3	156.9%	1.2%	679.7%	96.1%
Mes 4	178.8%	1.9%	1138.8%	91.6%
Total	144.7%	1.2%	1138.8%	87.5%

Fuente: Elaboración propia

El segmento bajo presenta errores globales inferiores al modelo general, con un MAPE promedio del 144,7% y con un MAPE para el primer mes de 102.6%. Esta disminución se explica principalmente al aplicar una agrupación según el nivel de ventas, que hace que los parámetros estimados se hayan realizado a partir de productos más homogéneos en sus niveles de ventas.

En el primer mes de pronóstico, en el segmento de ventas bajas, un 23,81% de los SKU presenta un MAPE inferior o igual al 40%. Asimismo, para un MAPE menor o igual a 60%, un 42,85% de los SKU pronosticados cumple ésta condición. Para éste último grupo, ellos representan a su vez el 29,13% de las ventas del segmento bajo.

Si bien es un grupo que representa ventas bajas, el error debe ser proporcional a la importancia relativa que tienen los productos en los aportes de ventas. Es por ello, que un mejor indicador es el MAPE ponderado. Se observa un MAPE ponderado del 76,7% para el primer mes de pronóstico y de un 87,5% para todo el período. Sin embargo, hay que ser cuidadoso con la interpretación del MAPE ponderado, ya que éste indicador es relativo al segmento. Es por ello, que no es posible realizar la comparación directa entre MAPES ponderados del modelo general con el de cada segmento en específico.

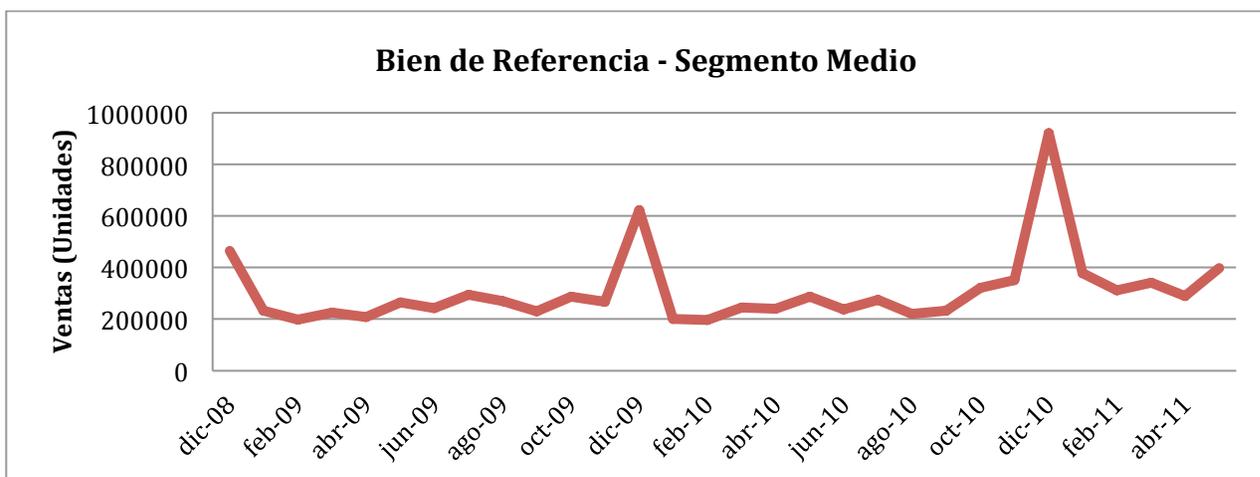
El modelo para el segmento de ventas bajas entrega un mejor entendimiento de los atributos para este tipo de productos. También, el máximo MAPE que se obtiene en este modelo son menores al máximo MAPE del modelo general, por lo que si es posible señalar que éste modelo segmentado al menos logra capturar mejor la variabilidad de los productos en ventas bajas.

9.5.2 Segmento ventas medias

Para la calibración del segmento de ventas medias se utilizan 122 SKU , los cuales presentan ventas promedios mensuales entre las 300 y 5000 unidades. A su vez, este grupo representa el 22% de las ventas totales de equipos celulares en modalidad prepago.

El bien de referencia que se utiliza para la calibración de este segmento corresponde a la suma del tamaño del bien de referencia del modelo inicial con las cantidades vendidas del segmento bajo y segmento alto. El grafico 19 muestra el tamaño del bien de referencia y que representa la opción de no consumir un producto del segmento de ventas medias.

Gráfico 19 : Serie del tamaño del bien de referencia en segmento de ventas medias



Fuente: Elaboración propia

9.5.2.1 Efectos fijos segmento ventas medias

A continuación se presentan algunos resultados de la calibración y estimación de los efectos fijos a nivel de atributos para el segmento de ventas medias.

Tabla 48: Estimación del efecto fijo marca en segmento medio

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
LG	-2.316766915	0.194978209	-11.88218	< 2.22e-16
Nokia	-1.997872825	0.219461003	-9.10354	5.30E-16
Samsung	-1.768257557	0.193931647	-9.11794	4.86E-16
Sony Ericsson	-3.18813124	0.221443392	-14.39705	< 2.22e-16
Alcatel	-3.657694432	0.206128974	-17.74469	< 2.22e-16
Motorola	-3.1813306	0.21900488	-14.5263	< 2.22e-16
R Cuadrado Ajustado		0.924298542		

Fuente: Elaboración propia

Debido al tamaño del bien de referencia, las magnitudes de los parámetros estimados poseen signos negativos. Es decir, que en relación a una utilidad de referencia, la ganancia de utilidad por optar por un equipo del segmento medio es inferior a cero. No obstante la magnitud y el signo de la estimación, los valores son consistentes al modelo calibrado, debido a que el bien de referencia contiene una cantidad importante de productos con mejor preferencia en ganancia de utilidad.

En el segmento medio, la dinámica del atributo marca es liderada por Samsung y Nokia quienes presentan las mayores ganancias en utilidad. En tercer lugar, se encuentra LG, seguido por las marcas Motorola, Sony y Alcatel. Esta dinámica es muy similar a la que es posible desprender del análisis del modelo inicial. Además, el ajuste de la regresión lineal entrega un nivel de R cuadrado ajustado de 0.92, lo cual es mejor que en el modelo inicial. Los mejores niveles de ajuste se deben principalmente que la segmentación agrupa productos más homogéneos entre sí en cuanto a sus niveles de ventas.

Tabla 49: Estimación del efecto fijo diseño en segmento de ventas medias

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Shell	-2.018746938	0.214469483	-9.41275	2.77E-14
Block	-1.215233742	0.164692235	-7.37882	1.92E-10
Slider	-1.31115298	0.294505258	-4.45205	2.96E-05
Swivel	N/A	N/A	N/A	N/A
R Cuadrado Ajustado		0.928655757		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 50: Estimación del efecto fijo teclado en segmento de ventas medias

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Touch	-2.285029611	0.325935123	-7.01069	6.39E-09
Normal	-1.102535535	0.117059865	-9.41856	1.41E-12
Qwerty	N/A	N/A	N/A	N/A
R Cuadrado Ajustado	0.941758292			

Fuente: Elaboración propia

Los atributos de bloque y diseño poseen niveles de preferencia muy similares, mientras que los teclados alfanuméricos normales lideran la preferencia. Se observa además la ausencia en este segmento de diseños tipo Swivel y teclados tipo Qwerty.

Tabla 51 : Estimación del efecto fijo MP3 segmento ventas medio

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Con MP3	-1.833492627	0.20383049	-8.99518	5.99E-12
Sin MP3	-4.102448825	0.265849773	-15.43146	< 2.22e-16
R Cuadrado Ajustado	0.897358097			

Fuente: Elaboración propia

Tabla 52 : Estimación del efecto fijo Resolución- segmento ventas medio

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
VGA	-1.84E+00	1.37E-01	-13.46375	< 2e-16
1.3.MP	-2.44E+00	1.43E-01	-17.00984	< 2e-16
2.MP	-2.19E+00	1.45E-01	-15.11235	< 2e-16
3.MP	-3.36E+00	2.59E-01	-12.95396	< 2e-16
>3.MP	-3.78E+00	3.37E-01	-11.21514	< 2e-16
R Cuadrado Ajustado	0.952320095			

Fuente: Elaboración propia

En el segmento de ventas medias es posible observar que existe una marcada preferencia por atributos como MP3 y la resolución de las cámaras. Es un segmento en que la presencia de la reproducción de música es importante, así como que las preferencias de los niveles del atributo de resolución se estrecha en comparación al segmento bajo.

9.5.2.2 Pronóstico de segmento ventas medias

El pronóstico de ventas para el segmento de ventas medias se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 53: Errores de pronóstico del modelo basado en ventas en el segmento ventas medias

Período	MAPE	Min MAPE	Max MAPE	MAPE Ponderado
Mes 1	207%	8.51%	1280.080%	85.1%
Mes 2	347%	3.69%	2486.49%	93.5%
Mes 3	434%	16.61%	3003.26%	106.1%
Mes 4	1093%	48.14%	10815.00%	117.5%
Total	520%	3.69%	10814.997%	100.5%

Fuente: Elaboración propia

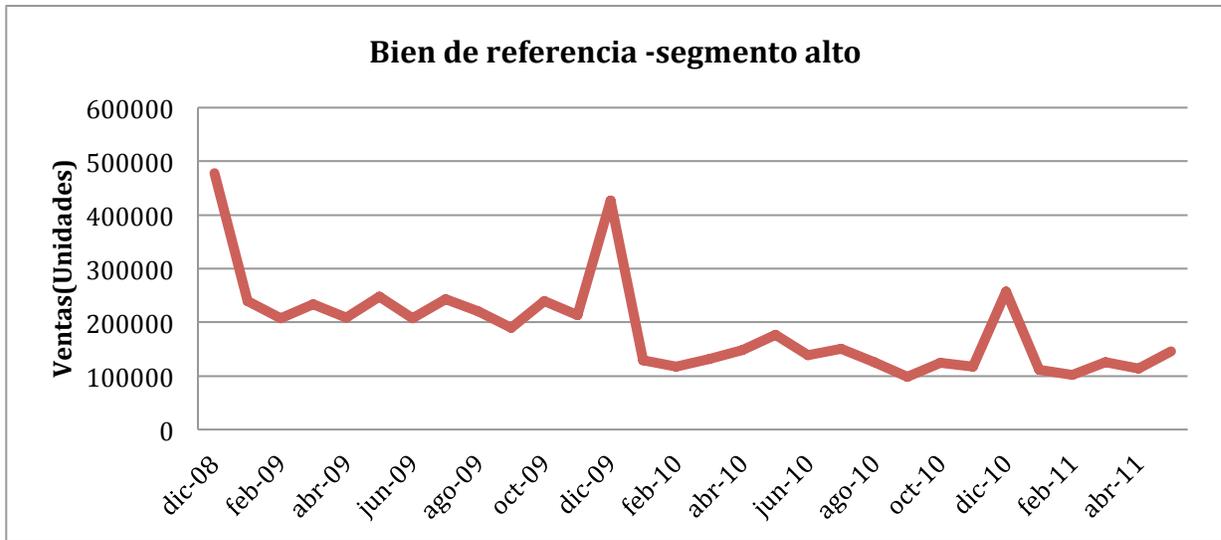
La estimación para productos de ventas medias muestra un error de pronóstico MAPE para el primer mes del 207% y un promedio de 520% para todo el período. Se aprecian los MAPEs máximos en cada período con valores importantes de desviación con respecto a las ventas reales. Al ponderar el pronóstico de acuerdo a la importancia de ventas que posee cada producto, se obtiene un MAPE ponderado del 85.1% para el primer mes y un promedio del 100.5% para todo el período. El MAPE ponderado en éste caso es relativo a los productos pertenecientes del segmento de ventas medias.

En cuanto a la distribución del error de pronóstico, el 33,33% de los SKU de este segmento presenta un MAPE inferior o igual al 40%, los cuales a su vez representan el 24,5% de las ventas del segmento medio. El segmento medio muestra resultados similares al modelo general, debido a que las ventas presentan un grado menor de homogeneidad con respecto al segmento bajo. Además la serie de venta del segmento medio muestra mayores variaciones entre intervalos de tiempo, variaciones en el precio que pueden deberse a mayores esfuerzos en variables de marketing para impulsar los niveles de venta.

9.5.3 Segmento ventas altas

El segmento de ventas altas consiste en 33 SKU los cuales poseen ventas promedios mensuales superiores a las 5000 unidades. Si bien, este segmento está compuesto por menos productos en comparación al resto de los segmentos, su importancia recae en que representa el 59,31% de las ventas totales de la categoría.

Gráfico 20 : Serie del tamaño del bien de referencia - segmento de ventas altas



Fuente: Elaboración propia

El bien de referencia a considerar en este segmento, se compone de la suma del bien de referencia del modelo inicial con las ventas correspondientes a los segmentos de ventas bajas y medias. En efecto, el bien de referencia del segmento alto representa la opción de no consumir un producto del segmento de ventas altas.

9.5.3.1 Efectos fijos segmento ventas altas

A continuación se detallan algunos de los resultados de las estimaciones de efectos fijos a nivel atributo del segmento de ventas altas.

Tabla 54: Estimación del efecto fijo segmento ventas altas

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
LG	-1.12E+00	1.53E-01	-7.28881	7.74E-11
Nokia	-4.47E-01	1.47E-01	-3.03732	0.0030516
Samsung	-4.38E-01	1.49E-01	-2.93676	0.0041249
Sony Ericsson	-2.72E+00	2.24E-01	-12.16883	< 2.22e-16
Alcatel	N/A	N/A	N/A	N/A
Motorola	N/A	N/A	N/A	N/A
R Cuadrado Ajustado	0.812083921			

Fuente: Elaboración propia

En este segmento, se aprecia que sólo cuatro de las seis marcas coexisten, mostrando que son aquellas marcas que han tenido algún éxito de ventas de equipos celulares. La marca LG es la que mayor preferencia posee y que también lidera en ventas en este segmento, seguido por Sony Ericsson.

Tabla 55: Estimación del efecto fijo diseño segmento ventas altas

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Shell	-9.09E-01	1.76E-01	-5.15444	2.05E-06
Block	2.94E-01	9.94E-02	2.95217	0.0042257
Slider	-1.22E+00	2.60E-01	-4.67953	1.27E-05
R Cuadrado Ajustado	0.845211001			

Fuente: Elaboración propia

Existe una gran preferencia por los diseños en bloque para este segmento. Cabe destacar, que en el mercado de prepago, ventas altas no significan necesariamente productos con mejores atributos. En efecto, en cuanto a la resolución las preferencias están predominadas por menores resoluciones de pixeles.

Tabla 56: Estimación del efecto fijo Resolución - segmento ventas altas

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
x1VGA	0.34479672	0.117675167	2.93007	0.004504
x1X1.3.MP	-1.105865797	0.306559305	-3.60735	0.000559
x1X2.MP	-1.194534509	0.39719615	-3.00742	0.0035982
R Cuadrado Ajustado	0.850908562			

Fuente: Elaboración propia

Los niveles de ajuste de las regresiones en cada atributo varían, pero se encuentran en torno al 0.8 de R cuadrado ajustado. En comparación al modelo inicial y al resto de los segmentos, la capacidad de ajuste disminuye. Esto se debe a que existen productos que son exitosos en ventas, pero que se escapan de la magnitud promedio de ventas altas.

Finalmente, es posible notar que en el caso del segmento alto, los consumidores prefieren productos estandarizados, básicos y con menos funcionalidad. Efectivamente, los productos en este segmento poseen atributos muy similares, por lo que es probable que el desajuste de calibración se deba a que es el precio u otros factores externos que explican la compra y preferencia de estos equipos.

9.5.3.2 Pronóstico de segmento ventas altas

A continuación se presenta el pronóstico de ventas para el segmento de ventas altas:

Tabla 57: Errores de pronóstico modelo basado en ventas en el segmento ventas altas

Período	MAPE	Min MAPE	Max MAPE	MAPE Ponderado
Mes 1	248%	16.14%	1816.115%	52.5%
Mes 2	357%	12.08%	2434.442%	63.4%
Mes 3	574%	6.35%	5547.062%	70.1%
Mes 4	607%	9.85%	3739.099%	87.3%
Total	446%	6.35%	5547.062%	68.3%

Fuente: Elaboración propia

El segmento de ventas altas presenta un MAPE global para el primer mes del 248% y de un 446% en promedio para todo el período. Dado que es un segmento donde los productos presentan importantes aportes en el nivel de ventas, al ponderar por su relevancia en las ventas, se obtiene un MAPE ponderado para el primer mes del 52.5% y un MAPE promedio para el período del 68.3%. Esta ponderación se debe considerar en relación al segmento alto y no con el nivel ponderado de estimación a nivel global.

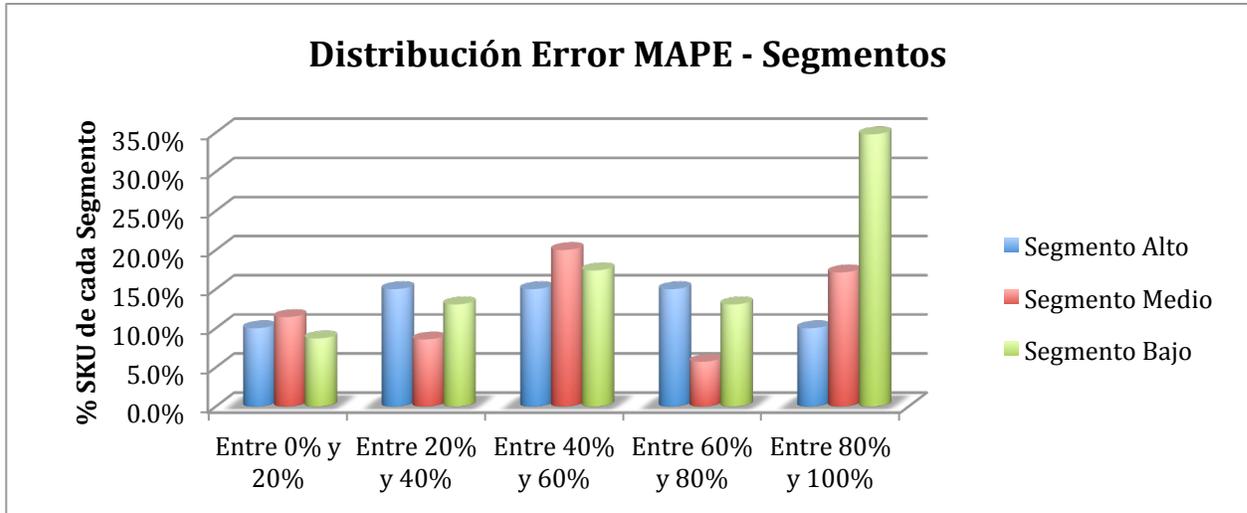
Además, un 22.2% de los SKU de este segmento presenta errores de pronóstico porcentual inferior o igual al 40%, mientras que éstos representan el 33.41% de las ventas de éste segmento.

9.5.4 Consideraciones del modelo de atributos con segmentos

En términos generales, la aplicación del modelo basado en atributos a cada uno de los segmentos presenta errores globales de pronóstico menores que el modelo general. Por un lado, porque la agrupación permite que los productos compartan cierta homogeneidad en los niveles de ventas en cada período, permitiendo así controlar los límites de variación mensual en las cantidades. Es decir, el modelo basado en atributos, funciona mejor bajo condiciones de serie de ventas que varían acotadamente.

Con respecto a la calidad de pronóstico, no es posible realizar una conclusión determinante respecto a si es mejor a nivel global que el modelo general. No obstante, el modelo basado en segmentos si entrega un mejor pronóstico en el segmento de ventas bajas, los cuales son los mayores aportantes al error de pronóstico en el modelo general inicial.

Gráfico 21: Distribución del error MAPE según porcentaje de SKUs por segmentos



Fuente: Elaboración propia

En todos los segmentos, la cantidad de SKU con errores de pronóstico menor al 40% no supera el 25% de los productos de cada segmento como se aprecia en el gráfico 21. Asimismo, en el modelo general esta cifra se encuentra en torno al 22% de los SKU. No obstante, el modelo aplicado a cada segmento entrega un mejor entendimiento de los efectos fijos de los atributos en cada segmento. Esto permite un mejor análisis cuando se trata de enfocar la estimación de productos en nichos especiales o segmentos característicos.

Tabla 58: Errores de pronóstico Modelo basado en ventas según segmentos de venta

Período	Ventas Bajas		Ventas Medias		Ventas Altas	
	MAPE	MAPE Pond	MAPE	MAPE Pond	MAPE	MAPE Pond
MES 1	102.6%	76.7%	207%	85.1%	248%	52.5%
MES 2	140.5%	85.5%	347%	93.5%	357%	63.4%
MES 3	156.9%	96.1%	434%	106.1%	574%	70.1%
MES 4	178.8%	91.6%	1093%	117.5%	607%	87.3%
Total	144.7%	87.5%	520%	100.5%	446%	68.3%

Fuente: Elaboración propia

La aplicación del modelo en cada segmento entrega un mejor acercamiento en los pronósticos globales de los equipos con ventas bajas. A diferencia del modelo general, el modelo aplicado en el segmento bajo se encuentra calibrado con productos y datos de ventas con menor volatilidad, lo que se traduce en los resultados de los MAPE globales.

Finalmente, uno de los factores que potencia la presencia de errores en el modelo basado en atributos por segmentos, es el criterio de segmentación aplicado. Si

bien el criterio de segmentación es simple de entender y clasificar, existen SKUs los cuales quedan erróneamente clasificados, ya que concentran niveles de ventas en los primeros períodos de la serie y decaen en los meses posteriores. Este desbalance de los niveles de ventas a lo largo del tiempo, genera que existan SKUs con bajos niveles de ventas en el segmento alto o viceversa. Tratar de evitar las clasificaciones erróneas de éste tipo es complejo, dado el corto ciclo de vida que poseen los teléfonos celulares.

9.6 Modelo basado en atributos con estimación de ingreso

El modelo basado en atributos calibrado en la sección 9.1, estima a partir de datos de las cantidades de ventas de cada SKU, la participación de mercado que tendrán. Dado que el modelo de atributos utiliza las participaciones de mercado, éstos pueden ser construidos a partir del market share de ventas del ingreso, definido como precio por cantidad vendida.

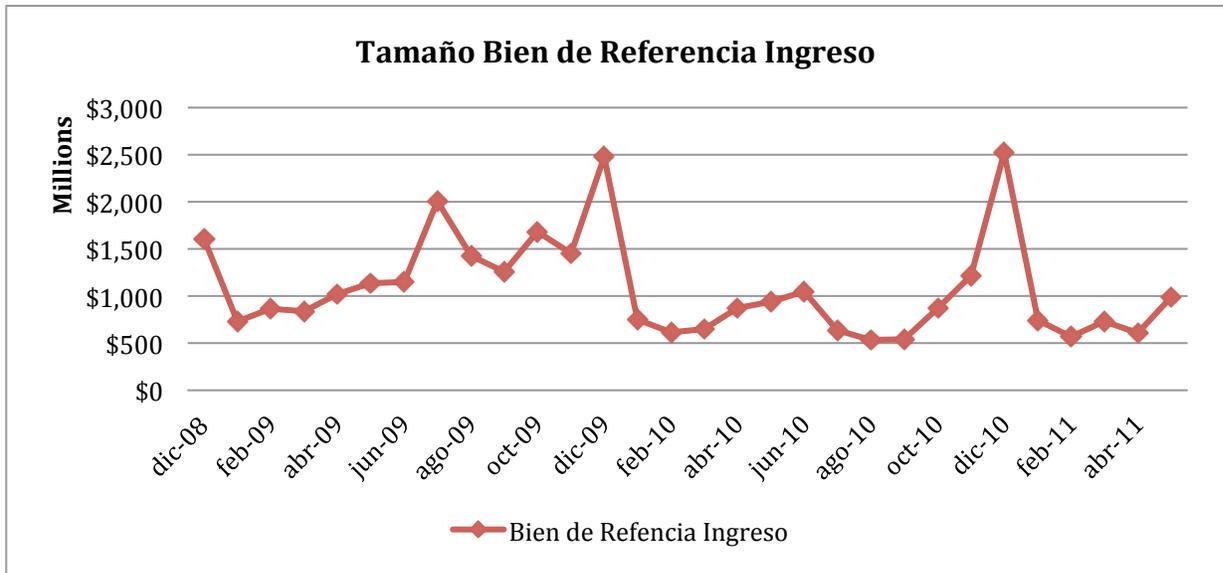
Para calibrar el modelo utilizando como dato la participación de mercado en relación al ingreso del mercado, la metodología que se utiliza es la misma que en el modelo inicial. Sin embargo es necesario expresar las unidades de análisis en el valor monetario de ingreso. La diferencia que se espera de un modelo basado en market share ingreso, es principalmente en que se trata de pronosticar la cantidad de ingreso o flujo que generará cada SKU en el período de pronóstico. A su vez, los resultados del pronóstico deberán ser menos sensibles que al estimar cantidades, ya que equivocarse en una unidad de producto tiene mayores repercusiones porcentuales que al hacerlo con un peso de ingreso monetario.

La calibración del modelo ingreso basado en atributos se realizará para los mismos 413 SKU utilizados en el primer modelo presentado en 9.1 .

9.6.1 Bien de referencia ingreso

El bien de referencia se debe expresar en unidades de ingreso monetario. El gráfico 59 muestra la serie de variación del tamaño de bien de referencia expresado en unidades monetarias. Su interpretación, es el ingreso no percibido al no optar por un producto perteneciente al grupo de calibración y su cálculo procede de Nevo [12], como la diferencia mensual entre ingreso total y los ingresos de los 413 SKU.

Gráfico 59: Serie del tamaño del bien de referencia según Ingreso



Fuente: Elaboración propia

Tabla 60: Estadísticos del tamaño del bien de referencia Ingreso

Estadístico	Valor
Promedio	\$1,082,775,325
Minimo	\$533,622,431
Maximo	\$2,521,515,835
Desv. Estándar	\$531,647,249

Fuente: Elaboración propia

La serie del bien de referencia presenta un valor promedio de 1082 millones de pesos, con aumentos importantes en el mes de diciembre, correspondiente a los meses en que más ventas se realizan por concepto de teléfonos móviles.

9.6.2 Efectos fijos a nivel atributo ingreso

Al expresar las unidades de análisis en participaciones de mercado de ingresos, es posible utilizar la ecuación 1, para estimar los efectos fijos según los atributos de los productos. A continuación se detallan las estimaciones obtenidas por atributos:

Tabla 61: Estimación del efecto fijo atributo del Modelo basado en ingreso

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
LG	0.9862161	0.1787443	5.517	1.48E-07
Nokia	1.5343284	0.1718686	8.927	1.50E-15
Samsung	1.6846335	0.1695995	9.933	< 2e-16
Sony Ericsson	-0.1637474	0.2037251	-0.804	0.422812
Alcatel	-0.7935837	0.1767767	-4.489	1.42E-05
Motorola	-0.7239622	0.1987971	-3.642	0.000373
R Cuadrado Ajustado			0.6359	

Fuente: Elaboración propia

A nivel de marcas, los actores principales del mercado se ven reflejados en la estimación de los parámetros. En efecto, Samsung es quien genera mayores índices de utilidad relativa, seguido cercanamente por Nokia y LG. Esta dinámica no es diferente con respecto al modelo inicial. Sin embargo, el nivel de ajuste de la regresión desciende significativamente con respecto al modelo que estima ventas, presentando un R cuadrado ajustado del 0.6359.

Tabla 62: Estimación del efecto fijo diseño en Modelo basado en Ingreso

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Shell	0.71	0.09	7.55	0.00
Block	2.07	0.09	21.90	< 2e-16
Slider	1.06	0.09	11.16	< 2e-16
Swivel	-4.75	0.14	-33.10	< 2e-16
R Cuadrado Ajustado			0.9586	

Fuente: Elaboración propia

El diseño del producto que domina en cuanto a su aporte de utilidad, es el diseño de bloque y su nivel de preferencia en este atributo tampoco varía con respecto al modelo de estimación de ventas. Diseño logra mantener la calidad de ajuste con un R cuadrado ajustado del 0.9586.

Tabla 63: Estimación del efecto fijo Teclado en Modelo basado en Ingreso

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Touch	1.27	0.14	9.30	0.00
Normal	2.21	0.13	16.38	< 2e-16
Qwerty	-1.00	0.16	-6.12	0.00
R Cuadrado Ajustado			0.8608	

Fuente: Elaboración propia

Si se combinan los resultados de los atributos diseño y teclado, es posible ver que las preferencias deben estar orientadas a ofrecer dispositivos que tengan el diseño de bloque y teclados del tipo normal o touch. El teclado Qwerty no es preferido en la gama de celulares prepago con una magnitud negativa en el aporte de utilidad relativa.

Tabla 64: Estimación del efecto fijo Resolución en Modelo basado en ingreso

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
VGA	1.467785	0.0950263	15.446	< 2e-16
1.3.MP	1.2330095	0.1090682	11.305	< 2e-16
2.MP	1.3649337	0.1053078	12.961	< 2e-16
3.MP	1.5899887	0.172566	9.214	1.00E-15
>3.MP	0.7551573	0.2219629	3.402	9.00E-04
R Cuadrado Ajustado			0.8164	

Fuente: Elaboración propia

En cuanto a la resolución de la cámara, es posible apreciar que la estimación aumenta entre los niveles de 1.3 MP a 3 MP. Este comportamiento es opuesto al encontrado en el modelo de estimación de ventas, ya que en ese caso, los valores disminuyen mientras aumenta la calidad de resolución de la cámara. En el modelo de ingreso, los valores que aumentan se interpretan como la ganancia de utilidad en market share ingreso, debido a que los precios aumentan mientras mejor la resolución es. No obstante, las diferencias no son proporcionales al aumento de la resolución, ya que posiblemente los costos de incorporar una cámara de 1.3 MP sea muy similar al de incorporar uno de 2 MP.

Tabla 65: Estimación del efecto fijo Sistema Operativo Modelo basado en Ingreso

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Propio	2.517	0.229	10.979	< 2e-16
Linux	-4.390	0.229	-19.146	< 2e-16
Symbian	0.104	0.229	0.454	0.651
Windows Mobile	-4.353	0.231	-18.835	< 2e-16
R Cuadrado Ajustado		0.8164		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 66: Estimación del efecto fijo MP3 en Modelo basado en Ingreso

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Con MP3	2.08493	0.141016	14.785	< 2e-16
Sin MP3	0.684106	0.102259	6.69	2.01E-08
R Cuadrado Ajustado		0.9668		

Fuente: Elaboración propia

Tabla 67: Estimación del efecto fijo Bluetooth en Modelo basado en Ingreso

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
BLUETOOTH	2.238983	0.180814	12.383	< 2e-16
Sin BLUETOOTH	0.887851	0.124838	7.112	4.45E-09
R Cuadrado Ajustado		0.9661		

Fuente: Elaboración propia

Existe también una marcada preferencia por los sistemas operativos propios, aunque ésta estimación no es muy informativa, debido a que más del 90% de los dispositivos posee sistemas operativos de licencia propia y cerrada. Así mismo, los atributos de reproducción de música y bluetooth muestran una gran preferencia cuando los dispositivos cuentan con dichas capacidades.

9.6.3 Efectos fijos y covariados a nivel producto

La recuperación de los efectos fijos se realiza a partir de la utilización de la ecuación 3, para luego realizar una segunda regresión que permita estimar los efectos covariados del precio a nivel producto

A continuación se presentan los valores estimados del efecto covariado del precio:

Tabla 68: Estimación del efecto covariado del precio según atributo en Modelo basado en Ingreso

Atributo	Estimación	Error Estándar	t-student	P-valor
Marca	1.05E-06	3.45E-07	3.056	0.00226
Diseño	2.91E-06	3.46E-07	8.406	<2e-16
Touch	3.02E-06	3.43E-07	8.786	<2e-16
OS	3.10E-05	7.83E-07	39.61	<2e-16
Resolucion	-2.15E-06	3.47E-07	-6.191	6.39E-10
Mp3	5.38E-06	3.52E-07	15.29	<2e-16
Bluetooth	3.74E-06	3.46E-07	10.8	<2e-16

Fuente: Elaboración propia

Se observa a partir de la tabla 68, los diferentes valores recuperados del efecto covariado del precio utilizando la segunda etapa de regresión señalado en 5.2.4. Si bien la estimación del efecto precio puede realizarse con cualquiera de los atributos, es posible apreciar que existen diferencias en los valores estimados.

Las estimaciones resultantes poseen órdenes de magnitud similares y son estadísticamente significativas. No obstante se aprecia que los atributos Diseño, Touch, Bluetooth son aquellos atributos que muestran valores similares. Los desajustes en los valores provienen del poco aporte de información que presentan los niveles de algunos atributos. Tal es el caso del Sistema operativo, en que casi todos los productos se encuentran concentrados en un solo nivel. Esto sucede también en el atributo Mp3.

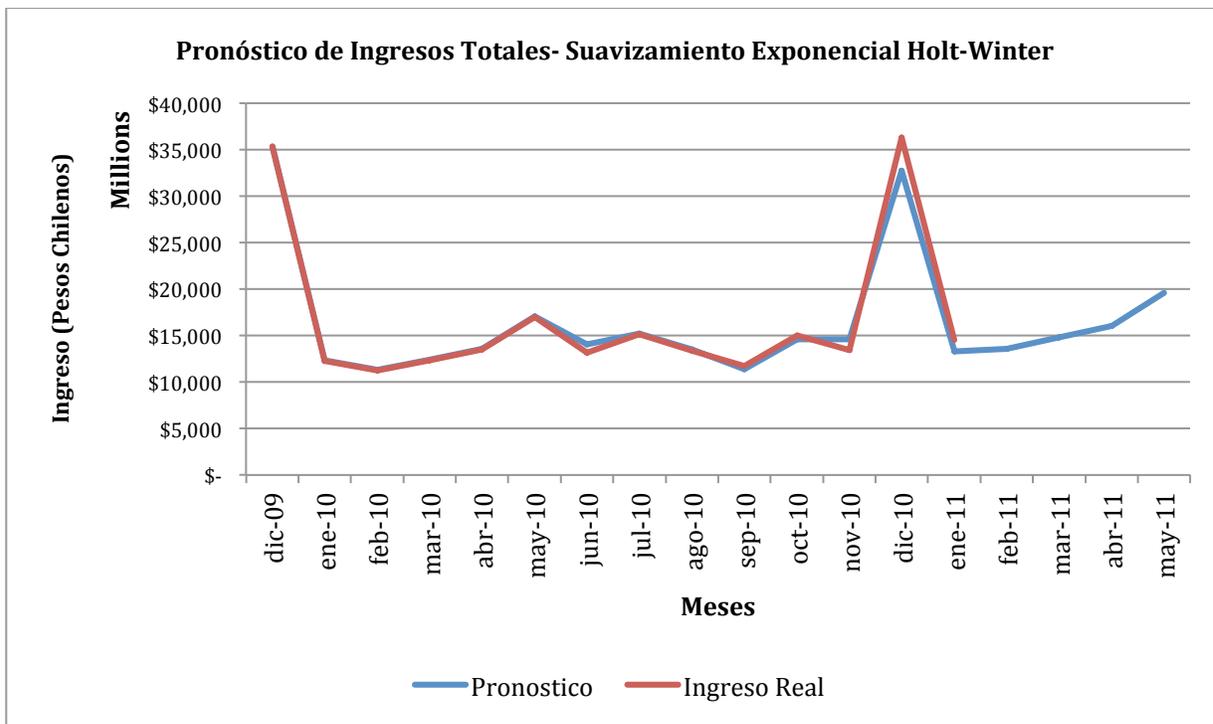
Cabe destacar que los valores del efecto precio son en su mayoría positivos. Al igual que en el modelo de ventas, el precio de los productos es reflejo directo de la calidad de sus atributos, por lo que a diferencia de otros bienes y servicios, los teléfonos celulares poseen un comportamiento de bienes de Giffen.

9.6.4 Estimación de ingresos

Una vez caracterizadas las funciones de utilidad a nivel producto, es posible obtener las participaciones de mercado en términos de ingreso de cada producto. Sin embargo, dado que el modelo basado en atributos sólo logra estimar los porcentajes de participación, es necesario que se estimen los ingresos totales del mercado en cada período.

Para la estimación de ingresos totales por período se utilizó la serie de ingresos para estimarla con el método de suavización exponencial Holt-Winters. El ajuste de pronóstico se muestra en el gráfico 22.:

Gráfico 22: Serie de ajuste de método de suavización exponencial Holt-Winters con Ingreso



Fuente: Elaboración propia

Tabla 69: Errores de ajuste Suavización Exponencial Holt-Winter Ingreso

MAPE	MAD	RMSE
3.106%	582616101.2	1091648410

Fuente: Elaboración propia

El modelo ajusta bien, con un MAPE de calibración del 3.1%, dado que éste método además de ajustarse al promedio de la serie de tiempo considera los efectos estacionales como el mes de Diciembre y la tendencia de la serie.

Tabla 70: Indicadores capacidad de pronóstico del Suavizamiento Holt Winters Ingreso

Período	Ingreso Real	Pronóstico	MAD	MAPE	Error Cuadratico
Mes 1	\$12,332,676,312	\$13,580,070,219	1247393907	10.115%	1.55599E+18
Mes 2	\$14,592,420,127	\$14,773,153,335	180733208	1.239%	3.26645E+16
Mes 3	\$13,377,299,341	\$16,008,000,000	2630700659	19.665%	6.92059E+18
Mes 4	\$18,352,977,512	\$19,587,952,023	1234974511	6.729%	1.52516E+18
Promedio	\$14,663,843,323	\$15,987,293,894	1323450571	9.44%	3.E+18

Fuente: Elaboración propia

La calidad del pronóstico para los siguientes cuatro meses presenta un MAPE de 9.44% para todo el período, con muy buenos niveles de predicción para el segundo y cuarto mes.

Tabla 71: Estimaciones de Tendencia y Estacionalidad estimadas en Suavizamiento Exponencial Holt Winters

Parámetros	Estimación
Intercepto tendencia	1.853.E+10
Coeficiente Tendencia	-7.309.E+07
Enero	-3.972.E+09
Febrero	-4.873.E+09
Marzo	-3.607.E+09
Abril	-2.299.E+09
Mayo	1.354.E+09
Junio	-1.533.E+09
Julio	5.461.E+08
Agosto	-1.087.E+09
Septiembre	-2.995.E+09
Octubre	-6.487.E+07
Noviembre	-4.024.E+08
Diciembre	1.893.E+10

Fuente: Elaboración propia

La tabla 71 muestra la estimación de los parámetros de tendencia y estacionalidad de la suavización exponencial Holt-Winters modelo aditivo. Los indicadores de estacionalidad se presentan a nivel mensual, donde se aprecia que el mes de Diciembre presenta el mayor valor de estacionalidad. Por el contrario, el mes de Febrero es el mes menos estacional con un valor de -4.873.E+09. Este resultado es coherente con la suavización exponencial realizada con cantidades de producto vendido en la sección 9.3.

9.6.4 Estimación de ingresos a nivel SKU

Utilizando la estimación de ingresos totales para los próximos cuatro períodos, entonces es posible estimar el nivel de ingresos que generará cada producto. A partir de las estimaciones de las participaciones de mercado en ingreso obtenidas a nivel producto, se obtiene la siguiente tabla con los resultados de la estimación de ingresos:

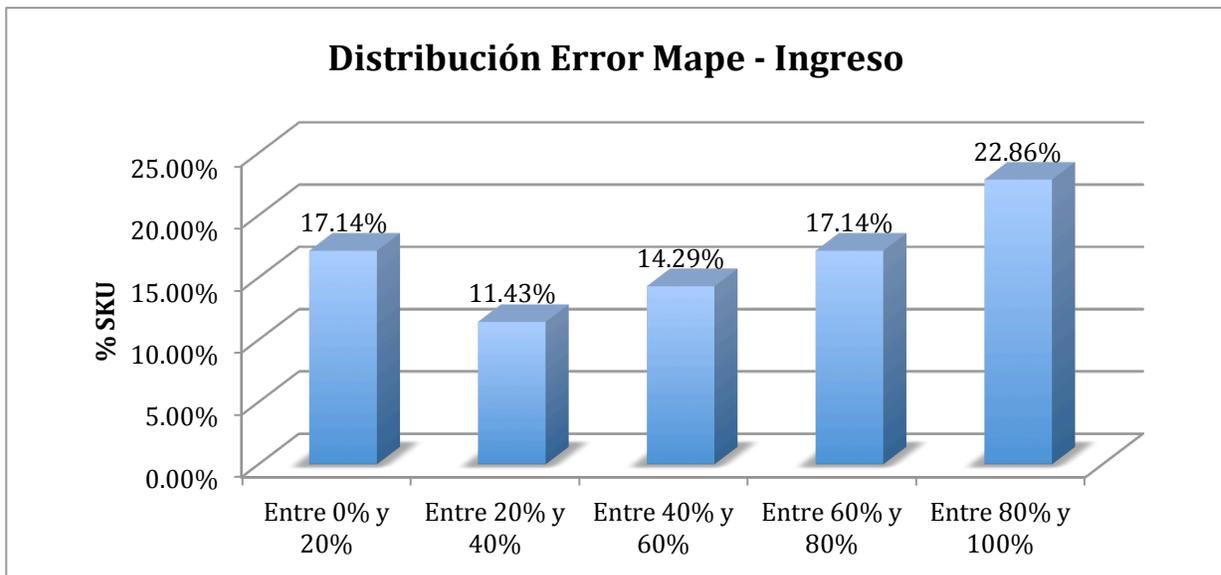
Tabla 72: Errores de pronóstico en Modelo basado en Ingreso

Período	MAPE	Min MAPE	Max MAPE	MAPE Ponderado
Mes 1	90.4%	0.8%	703.6%	61.7%
Mes 2	145.7%	0.7%	1591%	75.9%
Mes 3	277.9%	1.7%	3280.8%	101.3%
Mes4	528.2%	5.0%	9549%	110.1%
Total	260.6%	0.7%	9549.3%	87.2%

Fuente: Elaboración propia

El modelo basado en atributos con ingreso entrega mejores resultados en los pronósticos que el modelo basado en ventas. Se observa un error de pronóstico del 90.4% para primer mes, muy inferior al 202% del modelo basado en ventas. Asimismo, al ponderar por los SKU que aportan mayor cantidad de ingresos, se obtiene un MAPE ponderado del 61.7% para el primer mes y 87.2% para todo el período. Por otro lado, un 28.57% de los SKU presenta errores de pronóstico inferior o igual al 40%. Mientras que esta cifra aumenta a 42,86% para la condición de MAPE menor o igual al 60%. Aquellos SKU que presentan MAPES inferiores al 40% representan el 38.65% de los ingresos generados durante el primer mes.

Gráfico 23: Distribución del Error MAPE según porcentaje de SKU en modelo basado en Ingreso



Fuente: Elaboración propia

Las mejoras en la capacidad de pronóstico se obtienen principalmente en los primeros dos meses de estimación. También el máximo error obtenido asciende a 3280% a diferencia del modelo de ventas que presentaba un máximo error de 11244%.

Una de los motivos por el cual el modelo basado en ingreso presenta mejores resultados en el pronóstico es la menor sensibilidad al error del indicador MAPE. En el modelo de ventas, un error en una unidad de estimación resultaba en grandes errores porcentuales en el pronóstico de productos con ventas bajas. Por el contrario, en el modelo basado en ingreso, un error en una unidad monetaria de estimación resulta

menos significativo en el error porcentual de pronóstico. Es por ello, que la distribución del error MAPE se encuentra concentrada con la mayoría de los SKU pronosticados con MAPES inferiores al 80%.

Si se comparan los porcentajes de SKU que presentan errores de pronóstico inferiores a 40%, entonces el modelo basado de ingreso sólo logra mejorar un 6,2% adicional. Es decir, del 22,35% de los SKU que en el modelo de ventas lograba obtener MAPES inferiores al 40%, se llega a mejorar al 28,57% de los SKU. Si bien es una mejora en el modelo, aún el modelo deja un gran porcentaje con errores de pronósticos mayores al 40%.

10. COMPARACIÓN DE METODOLOGÍA

La metodología propuesta se ha aplicado a tres variaciones utilizando el modelo basado en atributos propuesto por Bell [1]. Los modelos estimados son: el modelo basado de atributos utilizando ventas, modelo basado en atributos utilizando segmento de ventas y el modelo basado en atributos utilizando ingreso. En el capítulo 9, se han realizado las comparaciones en la capacidad de pronóstico entre dichos modelos. No obstante es necesario poder comparar la metodología propuesta con otro modelo de pronóstico de demanda.

El modelo elegido para la comparación, será el de suavizamiento exponencial a nivel SKU. Es decir, se aplicará el modelo propuesto en 5.3.2 aplicado a cada serie de tiempo. Se calibró para cada una de las 413 series de ventas el modelo de suavizamiento exponencial utilizando los primeros 26 meses de datos. Para luego, pronosticar individualmente la cantidad de unidades vendidas para los próximos cuatro periodos.

10.1 Suavización Exponencial a nivel SKU

La tabla 73 presenta los errores de pronóstico del método de suavizamiento exponencial aplicado a nivel SKU:

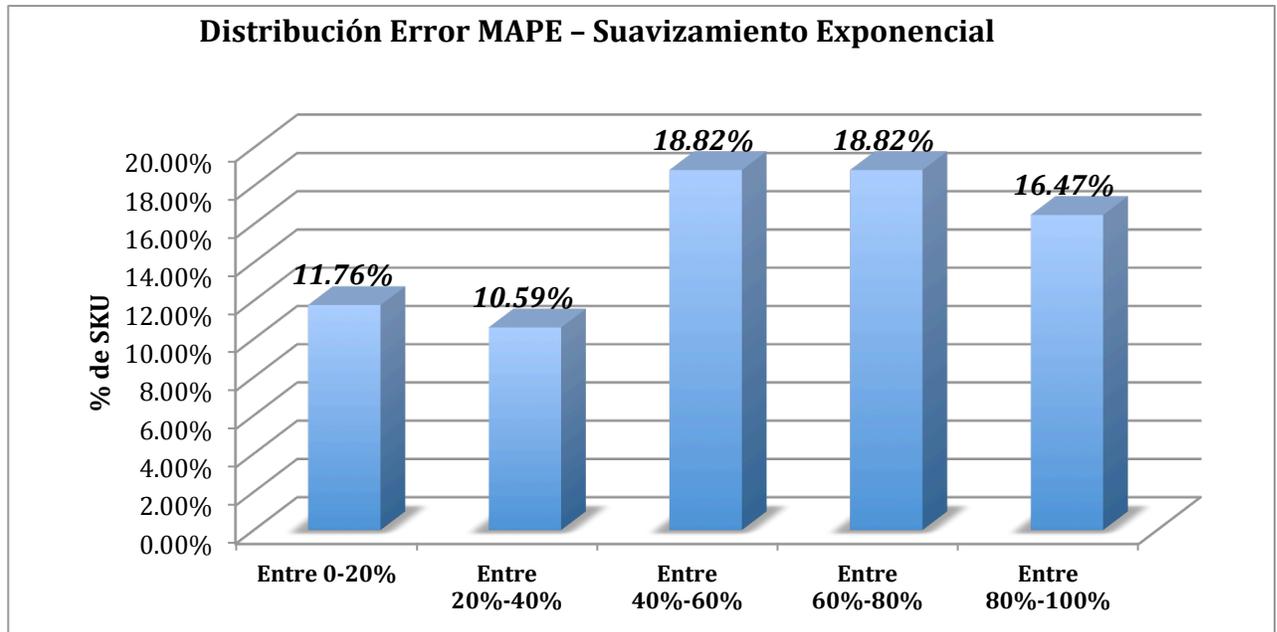
Tabla 73: Errores de pronóstico Suavizamiento Exponencial individual

Período	MAPE	Min MAPE	Max MAPE	MAPE Pond
Mes 1	200.44%	0.58%	2623.68%	130%
Mes 2	249.76%	0.26%	3428.82%	86%
Mes 3	421.81%	2.87%	6220.96%	136%
Mes 4	522.79%	0.57%	6852.76%	167%
Total	348.70%	0.26%	6852.76%	130%

Fuente: Elaboración propia

Como se aprecia en la tabla, el pronóstico obtenido al aplicar suavizamiento exponencial a nivel SKU, se obtiene un MAPE del 200.44% para el primer mes y un MAPE global de 348,7% para los cuatro periodos. En términos de MAPE, el suavizamiento exponencial presenta levemente un mejor resultado que el modelo basado en atributos con ventas. No obstante, al ponderar por los SKU más importantes en cuanto a niveles de ventas, los MAPES ponderados son peores que el modelo basado en atributos con valores del 130% para el primer mes y un promedio de 130% para todo el período. Ésto último en contraste con el 81.7% de MAPE ponderado que se obtiene del modelo basado en atributos.

Gráfico 24: Distribución del Error MAPE con Suavizamiento Exponencial Individual



Fuente: Elaboración propia

En relación a la distribución del error de pronóstico, un 22.35% de los SKU presenta MAPEs inferiores o iguales al 40%. Esta cifra es la misma cifra que se obtiene del modelo basado en atributos.

En terminos generales, globalmente el modelo de suavizamiento exponencial presenta niveles de errores de pronóstico más acotados que el modelo basado en atributos. No obstante, cuando se priorizan los productos importantes, el modelo basado en atributos presenta un MAPE ponderado inferior al del suavizamiento exponencial .

Cuando se compara el modelo basado de ingresos con el modelo de suavizamiento exponencial calibrado a partir de la serie de ingresos, se obtienen mejores resultados de pronóstico para el modelo basado en atributos. La tabla 74., resume los errores de pronóstico obtenidos por cada uno de los modelos para los cuatro períodos de estimación:

Tabla 74: Comparación de errores de pronóstico Modelo basado en atributo vs Suavizamiento Exponencial

Modelo	MAPE	MAPE Ponderado
Modelo Atributos Ventas (Q)	433.30%	81.70%
Modelo Atributos Ingreso(P* Q)	261%	87.20%
Suavizamiento Exponencial (Q)	348.70%	130%
Suavizamiento Exponencial (P*Q)	284.72%	114%

Fuente: Elaboración propia

Ninguno de los modelos comparados es totalmente superior al resto, ya que cada modelo posee tanto resultados favorables en el pronóstico como desventajas. A pesar de ello, es evidente que en términos de los SKU que importan tanto en los niveles

de venta e ingreso, los modelos basados en atributos presentan mejores indicadores en relación al Mape ponderado.

Adicionalmente, los modelos de suavizamiento exponencial no entregan más información de la dinámica y características que poseen los productos. El modelo basado en atributos además de lograr pronosticar, deriva una gran cantidad de resultados que permiten analizar la importancia de los atributos, elasticidades y efectos del marketing a través de parámetros covariados.

11. ESTIMACIÓN DE DEMANDA PARA PRODUCTO SIN HISTORIA

Una de las ventajas del modelo basado en atributos es que los niveles de respuesta de un producto pueden ser descompuestos a través de la configuración de sus atributos. En efecto, las ventas de un producto se describen como función de sus efectos fijos y covariados. A su vez, los efectos fijos se recuperan a partir de la estimación de los parámetros agregados de los atributos. Lo anterior permite desprender que el efecto fijo de un producto podría estimarse a partir de una combinación lineal de la valoración de los atributos que comparte con otro producto. A modo de ejemplo, el efecto fijo de un nuevo producto como el SKU LG L7 Series, podría estimarse como una combinación del efecto fijo de su atributo marca (nivel LG), el efecto fijo de su atributo teclado (nivel touch) y el efecto fijo de su atributo diseño (nivel bloque).

Para un SKU j cualquiera sin historia, entonces, la ecuación que describe la combinación lineal señalada se estima de la siguiente manera:

$$\omega_{Marca} * \alpha_j^{Marca} + \omega_{diseño} * \alpha_j^{diseño} + \omega_{touch} * \alpha_j^{touch} + \omega_{OS} * \alpha_j^{OS} + \dots = \beta_j$$

Ecuación 34

donde la ponderación de los efectos fijos de los atributos es extensiva para tantos atributos con los que se desea descomponer el efecto fijo del SKU j . Y ω_l representa el ponderador del efecto fijo del atributo l a ser estimado, α_j^l el efecto fijo del atributo l del producto j y β_j el efecto fijo del producto j .

11.1 Descripción de los SKU sin historia

Se utilizará la metodología descrita anteriormente para estimar las participaciones de mercado de tres productos que fueron introducidos durante el período de estudio. Los productos que se utilizarán para la estimación son los siguientes con sus respectivas descripciones y fechas de lanzamiento:

Tabla 75: Descripción de atributos SKU LG COOKIE LITE

SKU ID	LG COOKIE LITE
Marca	LG
Diseño	Bloque
Teclado	Touch
Resolución	1.3 MP
MP3	Si
Bluetooth	Si
Lanzamiento	Mes 23



Fuente: Elaboración propia

Tabla 76: Descripción de atributos SKU NOKIA 2690

	SKU ID	NOKIA 2690
	Marca	Nokia
	Diseño	Bloque
	Teclado	Normal
	Resolución	VGA
	MP3	Si
	Bluetooth	Si
	Lanzamiento	Mes 17

Fuente: Elaboración propia

Tabla 77: Descripción de atributos del SKU Samsung M3710

	SKU ID	M3710
	Marca	Samsung
	Diseño	Bloque
	Teclado	Touch
	Resolución	2 MP
	MP3	Si
	Bluetooth	Si
	Lanzamiento	Mes 17

Fuente: Elaboración propia

Los los tres SKU propuestos, poseen diferentes fechas de lanzamiento, por lo que para el caso del SKU LG Cookie Lite se calibró el modelo basado en atributos con los primeros 22 meses de datos, mientras que para los SKU Nokia 2690 y SKU M3710, se calibro otro modelo basado en atributos con los primeros 16 meses de datos.

11.2 Estimación de efectos fijos

Los resultados de la calibración de los modelos basados en atributos acorde a cada SKU son los siguientes:

Tabla 78: Estimación de los efecto fijos utilizando 22 meses para calibración

Efecto Fijo	Nivel Atributo	Estimación
Marca	LG	1.77413
Diseño	Bloque	3.0812
Teclado	Touch	1.0512
Resolución	1.3 MP	1.5849
MP3	Si	3.0373
Bluetooth	Si	1.95109

Fuente: Elaboración propia

Tabla 79: Estimación del efecto fijo del SKU sin Historia LG COOKIE LITE

Marca	Diseño	Teclado	Resolución	MP3	Bluetooth
-0.1463	-0.03	0.027	0.022	0.4604	-1.873
Efecto Fijo Estimado	-2.544759669		Efecto Fijo Real	-1.83491	
MAD	0.709849669		MAPE	38.686%	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 80: Estimación de los efecto fijos calibrado en 16 meses

Efecto Fijo	Nivel Atributo	Estimación
Marca	Nokia	2.576
Diseño	Bloque	3.075
Teclado	Normal	0.7377
Resolución	VGA	3.177
MP3	Si	3.1302
Bluetooth	Si	3.1066

Fuente: Elaboración propia

Tabla 81: Estimación del efecto fijo de SKU sin historia Nokai 2690

Marca	Diseño	Teclado	Resolución	MP3	Bluetooth
-0.340439751	0.025404045	0.010706741	0.090460374	3.1302	2.1066
Efecto Fijo Estimado	-1.374894234		Efecto Fijo Real	-1.059629501	
MAD	0.315264733		MAPE	29.752%	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 82: Estimación de efectos fijos calibrado para 16 meses

Efecto Fijo	Nivel Atributo	Estimación
Marca	Samsung	2.4644
Diseño	Bloque	3.0751
Teclado	Touch	0.7377
Resolución	2 MP	1.7632
MP3	Si	3.1302
Bluetooth	Si	3.1066

Fuente: Elaboración propia

Tabla 83: Estimación del efecto fijo para SKU sin historia Samsung M3710

Marca	Diseño	Teclado	Resolución	MP3	Bluetooth
-0.340439751	0.025404045	0.010706741	0.090460374	0.246840711	-1.828563012
Efecto Fijo Estimado	-3.672844608		Efecto Fijo Real	-3.279645151	
MAD	0.393199457		MAPE	11.989%	

Fuente: Elaboración propia

En los tres productos en los que se estimó su efecto fijo a través de la ecuación 34 como una combinación lineal de los efectos fijos de sus atributos, se obtienen errores de estimación entre 0.32% y 29.7%. Para el dispositivo LG Cookie, la estimación del efecto fijo es muy cercana al valor real. Si bien para el resto de los SKU, el ajuste no es muy cercano al valor real, los valores se encuentran dentro del rango de MAPE obtenido en el modelo de atributos al estimar los efectos fijos individuales directamente y con el modelo, con diferencias promedio del 24,3%.

11.3 Estimación de participación de mercado

Con la estimación de los efectos fijos para los productos sin historia, se procede a estimar las participaciones de mercado utilizando el modelo de atributos, tal como se señala en la sección 11.1. A continuación se muestran los pronósticos a un mes de las participaciones de mercado de los productos sin historia :

Tabla 84: Pronóstico de participación de mercado a un mes LG COOKIE LITE

LG COOKIE LITE	Market Share	Unidades
Real	0.245%	1032
Pronosticada	0.224%	920
MAD	0.020%	112
MAPE	8.225%	10.896%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 85: Pronóstico de participación de mercado a un mes Nokia 2690

NOKIA 2690	Market Share	Unidades
Real	0.891%	3022
Pronosticada	0.708%	2403
MAD	0.182%	619
MAPE	20.475%	20.475%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 86: Pronóstico de participación de mercado a un mes Samsung M3710

M3710	Market Share	Unidades
Real	0.05189%	223
Pronosticada	0.071%	241
MAD	0.019%	18
MAPE	37.145%	8.254%

Fuente: Elaboración propia

La capacidad de pronóstico entre los tres productos varía con errores MAPE entre el 8.225% y 37.145% en las estimaciones de las participaciones de mercado. El

nivel de pronóstico es bueno considerando que es un producto que no ha basado su pronóstico en su propia historia de venta, si no que del comportamiento del efecto fijo de productos con las mismas características. Se aprecia que tanto en el pronóstico de market share como en el pronóstico por unidades de venta, los errores de pronóstico son todos inferiores al 40%. Incluso en el caso de pronóstico por unidades, el máximo error de los tres productos es sólo el 20,45%.

Los efectos fijos de los productos recuperados por el modelo de atributos, entregan una valiosa información que permite combinarlos, para que productos que aún no han sido lanzados puedan heredar los valores de dichos atributos. Si bien, en esta sección se ha mostrado que en tres productos sin historia alcanzan buenos niveles de pronóstico, es necesario poder contrastar con otras proyecciones de ventas para nuevos productos, sean estos cualitativos u cuantitativos. Dada la limitación de información de éste estudio, se debe considerar contrastar nuestra proyección con métodos de Delphi, modelos de difusión de nuevos productos, encuestas, etc.

12. DISCUSIÓN DE LA METODOLOGÍA

Los modelos de pronóstico de demanda presentan importantes desafíos y esfuerzos cuando se enfrentan al nivel más desagregado de estimación de ventas de productos. En niveles de agregación de datos, los modelos responden con altos niveles de ajuste y también de pronóstico. No obstante, el enfoque agregado o semiagregado, no permite identificar cuáles son los patrones de elección de los consumidores y cuáles son los efectos competitivos que afectan el comportamiento del mercado y de sus productos.

La metodología propuesta busca pronosticar las ventas a nivel desagregado utilizando los buenos niveles de ajuste que poseen los modelos agregados. Aquellos modelos que logran traspasar la eficiencia de pronóstico desde un modelo agregado a uno desagregado, son los desarrollados por Ho and Chong (2003) y Bell, Bronfer y Chintagunta (2005), utilizando modelos basados en atributos.

El modelo basado en atributos, permite que un gran número de SKUs pueda ser simplemente representado como una combinación lineal de unos pocos atributos. A partir de ello, se desarrollan relaciones analíticas entre parámetros a nivel atributo y parámetros desagregados a nivel SKU. Éste modelo permite estimar primero los parámetros a nivel agregado de forma parsimónica y recuperar parámetros a nivel de producto sin recurrir a estimaciones individuales. De esta manera, no sólo se logra estimar a nivel desagregado, si no que existe una gran cantidad de información valiosa de respuesta a la demanda que entrega la estimación agregada por atributos.

12.1 Ventajas de la metodología

Una de las principales ventajas de utilizar en la metodología un modelo basado en atributos, es la información cruzada que entrega y las dinámicas de los parámetros tanto a nivel agregado como desagregado. Éste tipo de información no es posible recuperarlo cuando se aplican modelos individuales de pronóstico de demanda. A continuación se detallan los beneficios de aplicar éste tipo de modelos.

12.1.1 Información directa y cruzada

El modelo basado en atributos permite obtener información valiosa a partir de los parámetros estimados a nivel de atributos. Se logran obtener valoraciones relativas del mercado en cuanto a cuáles son los niveles de un atributo más importantes al momento de explicar las ventas de los productos.

El modelo permite evaluar los efectos directos que tendrán las diferentes acciones del marketing, tales como variaciones en el precio, promociones, publicidad, etc. El análisis de respuesta de éstos efectos se logra tanto a nivel de atributos como a nivel de productos. A nivel de atributo, permite entender las respuestas de cada atributo frente al cambio de una acción de marketing del mismo atributo, mientras que a nivel de

producto, se logra visualizar cuál es el impacto que se genera a raíz de un cambio en sus acciones de marketing.

Los efectos cruzados permiten entender la dinámica que existe entre los diferentes niveles de atributos frente a los cambios en acciones de marketing. La información a este nivel es sumamente relevante, debido a que dicha información permite rentabilizar las subcategorías y ofrece una información fundamental para tomar decisiones estratégicas tanto en la oferta de atributos como de productos.

12.1.2 Complejidad

La metodología presenta una ventaja en cuanto a la simplicidad de implementación que requiere. El modelo de atributos requiere de un bajo costo computacional para lograr las estimaciones a nivel atributo y a nivel de producto, considerando el conjunto de información relevante adicional que entrega la aplicación de la metodología. Se destaca que el modelo sólo requiere de una calibración para recuperar todos los parámetros necesarios para la estimación de demanda, a diferencia de otros modelos individuales que requieren calibrarse para tantos SKU que sea necesario estimar. Esto permite que el modelo basado en atributos pueda aplicarse a cualquiera sea la categoría sin importar el número de SKU y el número de atributos que posean los productos.

Por otro lado, la interpretación de los parámetros es simple y clara, lo que ayuda a que los tomadores de decisión pueden utilizar los resultados de las estimaciones sin ambigüedad. En efecto, el modelo separa los efectos fijos de los efectos covariados, lo que permite visualizar de manera clara el impacto y aporte que realiza cada nivel de atributo.

Finalmente, a diferencia de otros modelos parsimónicos de análisis de series de tiempo, el modelo de atributos exige de una menor cantidad de datos. En particular, en la industria de la telecomunicaciones, el problema de la disponibilidad de los datos es frecuente debido a la corta vida que poseen los productos.

12.1.3 Productos sin historia de venta

La metodología presenta un valioso aporte permitiendo construir el efecto fijo de un producto sin historia a partir de una combinación lineal de los atributos que lo identifican. La recuperación de efectos fijos para productos nuevos que no tienen historia, permite estimar cuál será su participación de mercado futura, utilizando la valoración que poseen los atributos en el mercado.

La capacidad de la metodología de pronosticar nuevos productos se caracteriza por ser un método cuantitativo y en base a la información real que ocurre en el mercado. Es decir, el método para estimar ventas de nuevos productos no requiere de levantar o heredar información cualitativa o estimada, si no que la lógica se basa en compartir información de los atributos que tiene en común con el resto de los productos vigentes que sí poseen historia de venta.

En la medida en que se cuente con una mayor cantidad de atributos que caractericen el comportamiento de la categoría, la combinación lineal permitirá estimar con mayor exactitud los efectos fijos de los nuevos productos.

Además, la inserción de un nuevo producto, permite evaluar cuál es el comportamiento que tiene toda la categoría ante la inserción del nuevo producto, pudiendo realizar análisis de respuesta, elasticidad, canibalización y sustitución que permitan tomar decisiones que maximicen la rentabilidad de la categoría.

12.2 Desventajas de la metodología

A continuación se realzan algunas de las desventajas más relevantes como consecuencia de utilizar un modelo basado en atributos.

12.2.1 Dependencia de métodos externos

El modelo basado en atributos estima el porcentaje de participación de mercado de los distintos productos que conforman la categoría. En efecto, no posee la capacidad de pronosticar las ventas en unidades que poseerá un SKU, lo que significa que se deba estimar con otros métodos las ventas en unidades totales de la categoría. Estimar las ventas totales con otros métodos requiere de la disponibilidad de datos de ventas completas de la categoría o poder estimar su potencial de venta. Segundo, se deben realizar estimaciones a partir de dichos datos, lo que significa que se transmiten los errores de pronóstico totales al pronóstico realizado por el modelo basado en atributos. Por lo tanto, el modelo basado en atributos no posee la capacidad de estimar demanda por sí sólo y siempre heredará los errores de estimación de las ventas totales. Es por ello, que parte de esta metodología considera importante la elección de métodos de estimación de demanda totales.

12.2.2 Efecto temporal

Uno de los supuestos del modelo es que los efectos fijos son permanentes en el tiempo y determinan la valoración base de atributos los cuales no cambian en el tiempo. La condición de efectos fijos en el tiempo es un argumento fuerte, que en muchos tipos productos no se sostiene. La valoración de los atributos en el mercado de las telecomunicaciones cambia con mayor frecuencia, debido a los nuevos atributos tecnológicos, comportamiento de los consumidores, estandarización y regulación.

Las estimaciones de efectos fijos pueden ser utilizadas para intervalos de tiempo relativamente cortos y en atributos que sean permanentes en el tiempo. No obstante, el modelo basado en atributos si puede incorporar el efecto temporal y estimar para cada período un efecto fijo válido para cada instante del tiempo. Es de gran importancia que en mercados con cambios frecuentes en el comportamiento de los consumidores se aplique una estimación de demanda utilizando un modelo dinámico en el tiempo.

13. CONCLUSIONES

13.1 Comentarios generales

La metodología propuesta en el presente trabajo tiene como objetivo principal el pronóstico de ventas a nivel de SKU de dispositivos celulares. La metodología utiliza un modelo basado en atributos que permite estimar las participaciones de mercado de cada producto, para luego estimar las ventas totales de la categoría, y así obtener el pronóstico de ventas a nivel SKU .

Se aplicó y validó el modelo basado en atributos sobre un grupo de 413 SKU, utilizando los registros de ventas (unidades) mensuales de cada dispositivos. Se realizaron variantes del modelo basado en atributos, aplicándolo en tres segmentos de SKU categorizados según el volumen de ventas promedio. Además se aplicó nuevamente el modelo sobre el mismo grupo de los 413 SKU, pero en base a estimar demanda utilizando los registros de ingresos por ventas mensuales.

El modelo ajusta bien en cada uno de los grupos de dispositivos que se aplicó. Además, para cada variante del modelo, los resultados entregan información muy importante de las respuestas del mercado y de los consumidores.

El pronóstico de ventas se probó sobre un horizonte de validación de cuatro meses en donde se logran errores de pronósticos MAPE ponderados del 81.7% para el modelo basado en ventas, 87.2% para el modelo basado en ingresos , 87.5% , 100.5% y 68.3% para los modelos aplicados en los segmento de ventas bajas, medias y altas respectivamente. Estos resultados se obtuvieron estimando las ventas totales e ingresos totales del mercado utilizando el método de suavizamiento exponencial Holt-Winters con MAPEs de pronóstico de 5.763% y 9.44% respectivamente. Los modelos basados en atributos en ventas e ingresos fueron comparados con el método de suavizamiento exponencial aplicado a nivel individual. Los métodos de suavizamiento exponencial aplicados a nivel individual presentan mejores niveles de error de pronóstico global, pero no logran mejorar el MAPE ponderado de los modelos basados en atributos. En efecto, los métodos individuales presentan MAPEs ponderados del 130% y 114% en estimaciones de ventas e ingresos.

Los pronósticos realizados a un mes de horizonte muestran los mejores resultados, con MAPES ponderados del 58.6% y 61.7% en los modelos estimados por ventas e ingresos respectivamente. En el modelo segmentado según los niveles de ventas, la condición se mantiene para primer mes, con MAPES ponderados del 52.5% para el segmento alto, 85.1% para el segmento medio y 76.7% para el segmento de ventas bajas. Sin embargo, la metodología no es capaz determinar un modelo único que minimice el error de pronóstico. En particular, cuando se evalúan aquellos SKU con buenos niveles de pronóstico, con errores MAPE iguales o inferiores al 40%, el porcentaje de SKU que logra pertenecer a éste grupo varía entre el 20.5% y 28.7%. Es por ello, que la conclusión certera que se obtiene en la metodología es que el modelo basado en atributos presenta menores errores globales de pronóstico en comparación a la suavización exponencial aplicada a nivel individual en todos los productos.

La metodología que se propone contiene dos enfoques muy necesarios a la hora de pronosticar demanda. Primero, el enfoque de la importancia en la estimación de los parámetros. No basta con sólo obtener analíticamente una buena estimación de los parámetros del modelo, si no que la metodología permite de manera simple, entender el significado de ellos, sus valoraciones en el mercado por parte de los consumidores y los efectos directos y cruzados. En efecto, en la etapa de estimación se logran entender cuáles son los efectos fijos a nivel de atributo que importan y cuáles son las respuestas que tendrán los efectos covariados ante cambios en las acciones de marketing.

El segundo enfoque se encuentra en la capacidad de pronóstico de la metodología. Si bien, un gran porcentaje de los SKU pronosticados posee errores MAPE superiores al 70%, éstos se caracterizan por ser productos con bajos niveles de ventas. El modelo basado en atributos logra pronosticar bien para aquellos productos importantes en la categoría, con errores inferiores al 40% y a que su vez representan el 58.3% de las ventas del grupo.

Los dos enfoques se validan de manera independiente, por lo que a pesar de que los pronósticos a nivel SKU tengan poca capacidad predictiva, esto no invalida el análisis que se pueda levantar a partir de la etapa de calibración. En efecto, la primera etapa de la metodología entrega información que permite tomar decisiones del tipo táctica y estratégica en el mercado, mientras que la segunda etapa entrega información del tipo operacional. Por lo tanto, la metodología propuesta se caracteriza por abordar de manera integral el problema de estimación de demanda, entregando herramientas para poder tomar decisiones de corto y mediano plazo.

13.2 Comentarios específicos

13.2.1 Relevancia de los atributos

En la etapa de calibración del modelo basado en atributos, un importante resultado fue la de obtener la valoración de la utilidad relativa de los diferentes niveles de atributos. Los valores estimados para cada atributo reflejaron la dinámica de mercado con niveles de ajuste altos. Estos resultados permiten configurar cualquier producto de la categoría en función de sus propios atributos y comprender cuál será la respuesta del mercado al ser insertado o removido.

Adicionalmente, en ésta etapa, se analizó el impacto del efecto covariado del precio a nivel de atributo. El precio resultó ser de poco impacto en el comportamiento de las ventas de los dispositivos. Lo anterior, se debe principalmente en que los datos transaccionales consideraban precios finales de ventas, los cuales podrían ser resultados de promociones y descuentos aplicados. Lo anterior implicaría que el precio es una variable que depende de otros factores externos y que podrían afectar en la validez de los modelos de regresión lineal. Éste tipo de fenómenos también podría extenderse a que el precio pudiese encontrarse altamente correlacionado con los

efectos fijos del modelo, pudiendo sobreestimar la valoración de los parámetros de efectos fijos a nivel atributo.

Efectivamente, éste tipo de problemas podría ser una posible causa de que la estimación de ventas de los productos se sobreestime, generando mayores diferencias entre el pronóstico y las ventas reales, y por consiguiente, el aumento del error de pronóstico. Si bien es un problema de supuestos de independencia de atributos que exige el modelo de atributos, la valoración de los atributos siempre se encontrará relativa al bien de referencia, por lo que las distancias relativas entre los valores entre atributos no debería afectar su orden lógico de importancia.

13.2.2 Fuentes de error en la estimación a nivel SKU

El modelo basado en atributos debe basarse de la estimación de las ventas totales de la categoría para poder realizar el pronóstico a nivel de producto. La metodología utiliza el suavizamiento exponencial Holt-Winters y que traspasa los errores de estimación total al modelo basado en atributos.

Por otro lado, los equipos con bajos niveles de ventas, magnifican los errores de pronóstico, debido a que la equivocación en una unidad de producto significa un gran valor a nivel porcentual. Adicionalmente, la alta variabilidad que presentan algunos productos, dado el nivel de agregación mensual de los datos, hace que los pronósticos para este tipo de producto presenten altos niveles de errores MAPE.

En cuanto a la cantidad de datos disponibles por SKU, los productos tecnológicos presentan un dilema para definir si los puntos necesarios para calibrar el modelo son suficientes. Por un lado, una baja cantidad de puntos hace que la calibración se encuentre sobreajustada, quebrando las condiciones de robustez de los modelos de regresión lineal. Al contrario, contar con una gran cantidad de datos, hace que los efectos fijos puedan quedar subestimados. Ésto se debe a que los dispositivos celulares poseen un corto ciclo de vida, por lo que contar con mayor cantidad de puntos distorsiona la calibración del modelo basado en atributos.

Finalmente, el efecto covariado del precio a nivel de producto posee una baja capacidad de ajuste con promedios de R cuadrado ajustado entre 5% y 22%. Nuevamente, se verifica que el precio no es un efecto relevante en el comportamiento de ventas de dispositivos y que la varibilidad no explicada se deba a variables con las que no se contaba con la información inicial, tales como quiebres de Stock, promociones, publicidad y display.

13.3 Trabajos futuros

El modelo basado en atributos se convierte en una poderosa herramienta que permite relacionar de manera analítica efectos fijos y covariados en diferentes niveles de agregación. La capacidad de entregar información cruzada es su principal ventaja frente a los modelos de estimación individual de demanda. La metodología propuesta

deja abierta la posibilidad de mejorar su capacidad de pronóstico sujeto a las siguientes sugerencias:

1. La estimación de un modelo basado en atributos dinámico en el tiempo, considerando que la valoración de los atributos cambia con mayor frecuencia en la industria de las telecomunicaciones. Para ello, se propone considerar la calibración de los efectos fijos a nivel atributos incorporando temporalidad. Esto permitirá tener una valoración dinámica de los efectos fijos y analizar cómo evolucionan en el transcurso del tiempo. Además se obtendrán resultados dinámicos de las elasticidades precio-share atributo.
2. La incorporación de nuevas variables explicativas como efectos covariados podría mejorar la capacidad de pronóstico del modelo. Entre aquellas variables, se sugiere incorporar la existencia de promociones como variables dummies, cantidad de descuento o efectos de estacionalidad. Cabe destacar, que el costo adicional de implementar una variable explicativa es muy bajo y sólo se debe tener en consideración el uso de estas variables siempre centradas sobre su media.
3. En la presente memoria, sólo se consideraron aquellos atributos disponibles en la data y que son relevantes al momento de describir un producto. Sin embargo, se requiere que exista un mayor análisis de los atributos en cuanto a la profundidad de sus niveles y de atributos que logren diferenciarse entre sí.
4. La metodología utiliza sólo un modelo que basa sus estimaciones en participación de mercado a partir de un conjunto de atributos. La industria de las telecomunicaciones aún presenta fenómenos que no son explicados por el comportamiento de ventas. Una mejora interesante, podría ser la combinación de un modelo basado en atributos con modelos de fenómenos sociales. Una posibilidad sería estimar la varianza no explicada por ésta metodología con fenómenos sociales como parámetros de innovación o imitación de los modelos de difusión tecnológica.
5. Finalmente, realizar mejores agrupaciones en los grupos de dispositivos móviles. Dada la gran variabilidad durante el corto período de vida de los productos, se sugiere la posibilidad de realizar clustering dinámicos de los productos para luego aplicar la metodología a cada uno de los clusters.

14. BIBLIOGRAFÍA

- [1] David R Bell, André Bondrer, and Pradeep K Chintagunta, "Recovering SKU-Level Preferences and Response Sensitivies from Market Share Models Estimated on Item Aggregates," *Journal of Marketing Research*, vol. XLII, no. May 2005, pp. 169-182, June 2004.
- [2] Frank M Bass, "A New Product Growth for Model Consumer Dubles," *Management Science*, pp. 215-227, JAN 1969.
- [3] V Mahajan, E Muller, and F. M. Bass, "New Product Difussion Models in Marketing: A Review and Directions for Research," *Journal of Marketing*, vol. 54, pp. 273-295, 1990.
- [4] C. Morales, "Metodología de Estimación para Productos Tecnológicos," Departamento de Ingeniería Industrial, Universidad de Chile, Memoria 2009.
- [5] F. M. Bass, T. V. Krishnan, and D. C. Jain, "Why the Bass model fits without decision variables," *Marketing Science*, 1994.
- [6] FRANK M. BASS, "A New Product Growth for Model Consumer Dubles," *Management Science*, pp. 215-227, JAN 1969.
- [7] Juin Kuan Ho Teck, "A Parsimonious Model of Stockkeeping Unit Choice," *Journal of Marketing Research*, 2003.
- [8] BASS F.M Norton J.A., "A diffusion theory model of adoption and substitution for sucessive generations of high-technology products," *Managment Science*, 1987.
- [9] Schroeder RG,., 1992, pp. 52-59.
- [10] SUBTEL. Subsecretaría de telecomunicaciones. [Online]. www.subtel.gob.cl/prontus_subtel/site/artc/20111206
- [11] Kenneth Train, *Discrete Choice Methods with Simulation*. , Second Edition ed.: Cambrige University Press, 2009.
- [12] A NEVO, "A Practitioner Guide to Estimation of Random-Coefficients Logit Models of Demand," *Journal of Economics and Managemet Strategy* , pp. 9:513-548 , 2000.
- [13] Jove J, "Estimación de demanda a nivel de SKU utilizando un enfoque basado en atributos: Aplicación al caso de un supermercado," Ingeniería Industrial, Universidad de Chile, Santiago, Memoria para optar al título de ingeniero civil industrial 2005.

15. ANEXOS

15.1 ANEXO A: Tablas descriptivas de los SKU

Marcas	2008	2009	2010	2011	Total
ALCATEL	2,24%	1,86%	4,23%	6,68%	3,50%
APPLE	1,10%	1,68%	0,16%	0,31%	0,87%
AZUMI	0,00%	0,00%	0,31%	1,19%	0,30%
BESTEL	0,00%	0,03%	0,05%	0,00%	0,03%
BLACKBERRY	2,55%	3,16%	0,27%	0,44%	1,62%
FUJITEL	0,00%	0,10%	0,81%	0,19%	0,38%
GPHONE	0,00%	0,07%	0,15%	0,00%	0,08%
HKM	0,00%	0,00%	0,24%	0,06%	0,10%
HUAWEI	0,00%	0,00%	1,21%	1,12%	0,63%
I-MATE	0,01%	0,01%	0,00%	0,00%	0,01%
IFON	0,15%	0,03%	0,00%	0,00%	0,02%
ILAN	0,00%	0,00%	0,05%	0,01%	0,02%
IRT	0,00%	0,00%	0,22%	0,05%	0,09%
JINCEN	0,00%	0,15%	0,01%	0,00%	0,07%
LG	4,70%	12,64%	21,49%	24,05%	17,29%
LUXTEL	0,00%	0,03%	0,00%	0,00%	0,01%
MASTER G	0,00%	0,00%	0,03%	0,03%	0,01%
MICROLAB	0,00%	0,00%	0,07%	0,06%	0,04%
MOTOROLA	5,61%	4,22%	0,47%	0,04%	2,24%
NOKIA	33,91%	29,57%	24,08%	20,53%	26,36%
PALM	0,20%	0,14%	0,00%	0,00%	0,07%
PANTECH	0,97%	0,03%	0,00%	0,00%	0,07%
SAGEM	0,08%	0,01%	0,00%	0,00%	0,01%
SAMSUNG	28,11%	28,87%	36,36%	34,76%	32,56%
SHOCK	0,00%	0,20%	0,52%	0,21%	0,31%
SIEMENS	0,02%	0,01%	0,01%	0,00%	0,01%
SKIN	0,23%	0,53%	0,47%	0,16%	0,43%
SONY ERICSSON	19,71%	15,32%	7,45%	9,03%	11,62%
Suppressed	0,00%	0,00%	0,21%	0,17%	0,11%
TRADEBRAND	0,00%	0,05%	0,06%	0,00%	0,04%
TV MOBILE	0,05%	0,29%	0,06%	0,01%	0,14%
VK MOBILE	0,15%	0,02%	0,00%	0,00%	0,02%
VODAFONE	0,18%	0,41%	0,17%	0,01%	0,25%
ZIMA	0,02%	0,49%	0,61%	0,11%	0,45%
ZTE	0,00%	0,06%	0,22%	0,79%	0,23%
Total	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Árbol de decisión de atributos

Gráfico 25 : Rama izquierda árbol de atributos

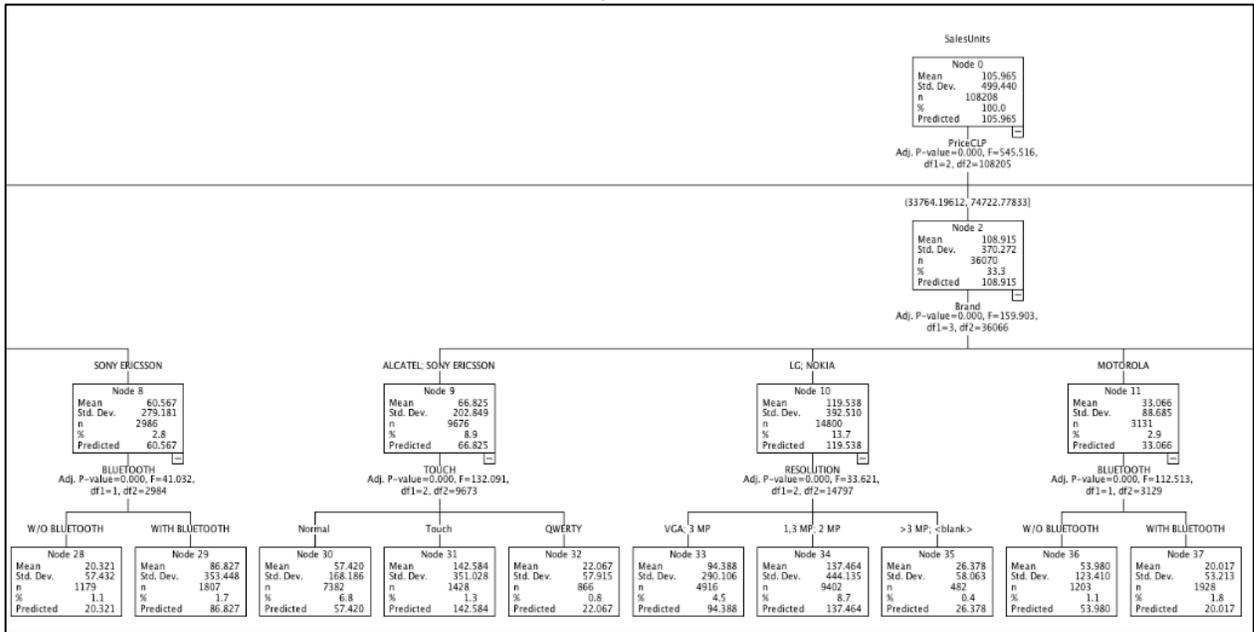


Gráfico 26: Rama central árbol de atributos

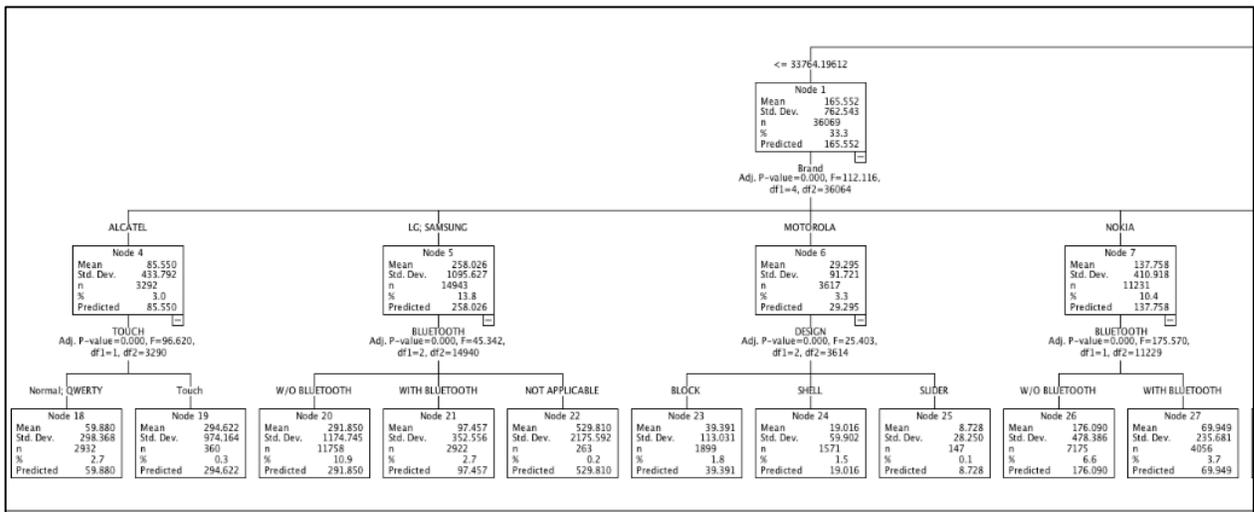


Gráfico 27: Rama Centro Derecha Arbol de atributos

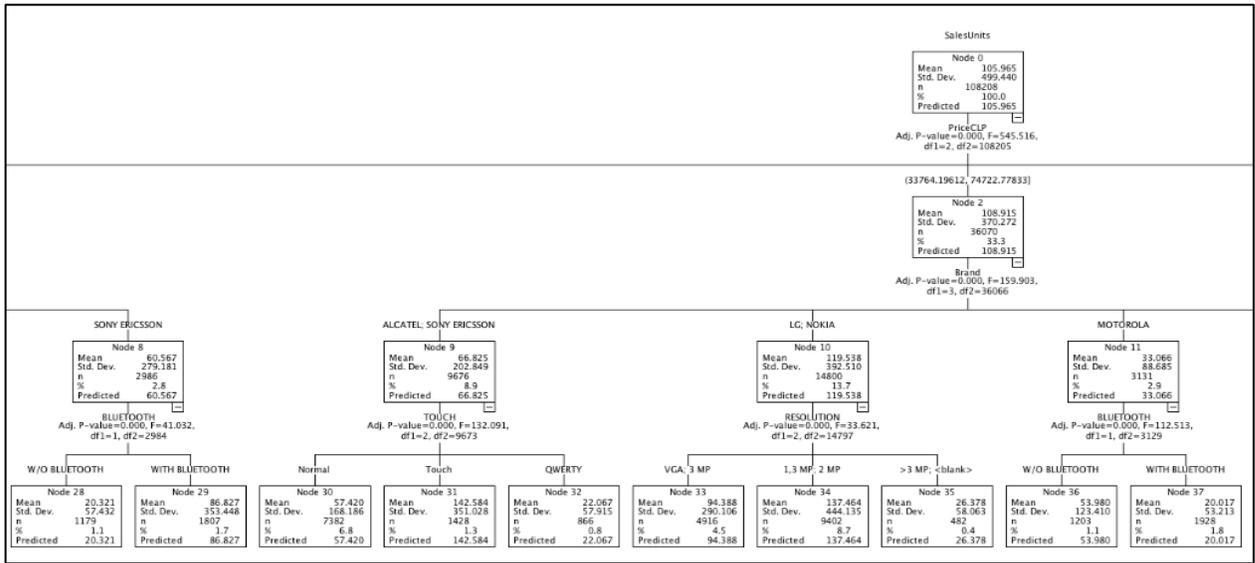
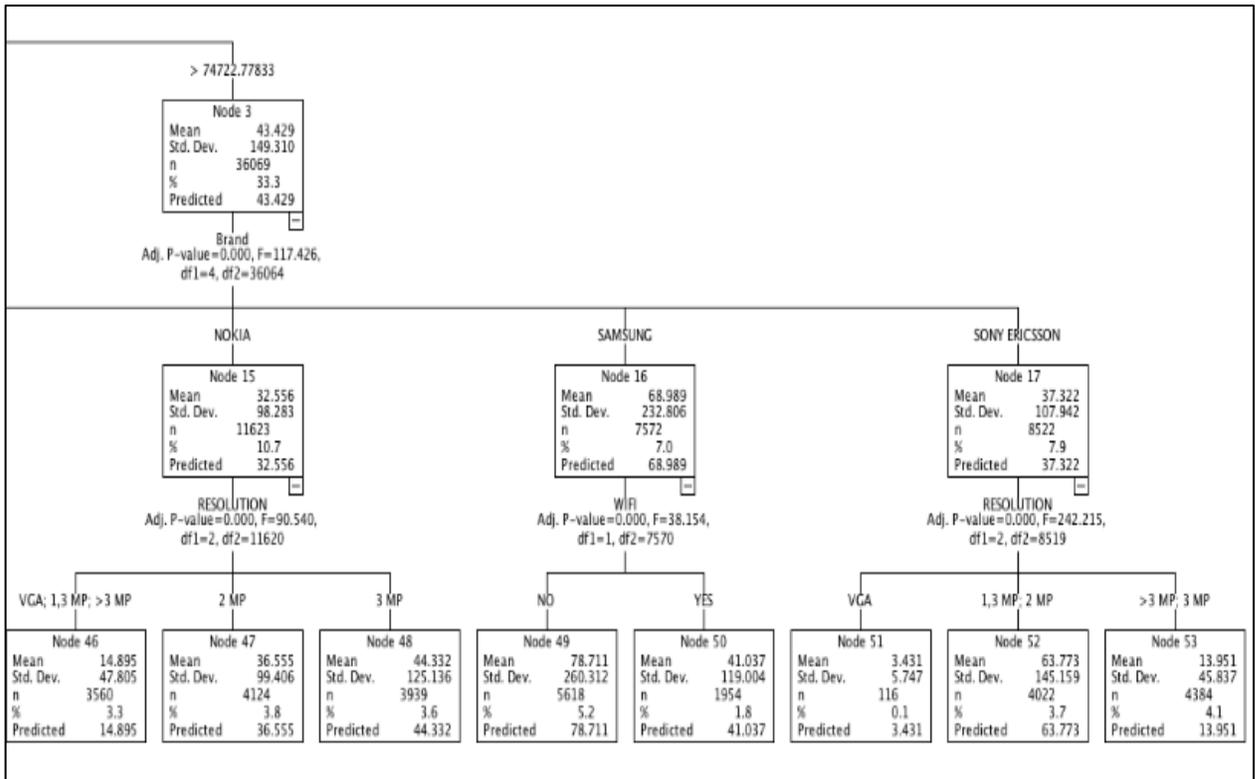


Gráfico 28: Rama derecha árbol de atributos



15.2 ANEXO B: Estimaciones de Efectos Fijos Modelo Ventas

ID	SKU	marca	diseño	touch	OS	mp3	bluetooth	Resolución
9	1616	0.756254662	0.255846225	0.57340345	-3.189390309	0.381091343	0.298037394	0.472306469
10	1661	0.105545317	0.001084177	0.085423402	-3.580646318	0.090266169	0.046438578	0.080569627
11	1680CLASSIC	-0.929103848	-0.929103848	-0.929103848	-4.56827274	-0.929103848	-0.929103848	-0.929103848
12	1800	-3.305785631	-4.104965639	-3.658538039	-7.490877527	-3.931854359	-4.001091801	-3.7939617
13	2220SLIDE	-4.574980888	-4.580523624	-4.572068415	-8.203364317	-4.560553409	-4.542791136	-4.562989984
16	2330CLASSIC	-0.710174487	-0.938698574	-0.775913454	-4.468719119	-0.85187406	-0.768302835	-0.81008523
22	2690	-1.12836386	-1.536753398	-1.27308008	-5.008074828	-1.339910583	-1.232174068	-1.369913811
23	2720FOLD	-1.791175009	-1.621410453	-1.877942126	-5.585652363	-1.95501566	-1.850827376	-1.919007255
27	3120	-5.872029092	-5.875151522	-5.867997574	-9.504164258	-5.852515279	-5.865163122	-5.860994729
37	5000	-3.313278083	-3.313278083	-3.313278083	-6.952446974	-3.313278083	-3.313278083	-3.313278083
40	5130XPRESSMUSIC	0.498364944	0.435253544	0.486601647	-3.168906272	0.452521561	0.473260687	0.446469491
42	5220XPRESSMUSIC	-1.47363749	-1.47363749	-1.47363749	-5.112806382	-1.47363749	-1.47363749	-1.47363749
43	5230	-1.168619677	-1.568248287	-2.135083079	NA	-1.363020043	-1.248480171	-1.320479058
44	5233	-0.44440244	-0.944810877	-1.663549049	NA	-0.723576334	-0.642357887	-0.715423389
45	5235	-3.220033275	-3.845205755	-4.622649467	NA	-3.5882316	-3.520560246	-3.603197985
48	5320XPRESSMUSIC	-4.321857839	-4.321857839	-4.321857839	NA	-4.321857839	-4.321857839	-4.321857839
49	5530XPRESSMUSIC	-0.824623538	-1.085487625	-1.574029185	NA	-0.97777703	-0.883141906	-1.388510602
73	7020	-2.54285024	-2.371667063	-2.692268187	-6.43758289	-2.766409849	-2.666892273	-2.741042347
74	7230	-3.994196805	-4.233236212	-4.248267238	-8.035773381	-4.36239513	-4.294723776	-4.753456417
85	B3410	-2.355408657	-2.010797779	-2.890548531	-5.815775972	-2.146625405	-2.034266296	-2.102359628
90	C276	0.550466783	0.750690999	0.655654675	-3.010415044	0.660497442	0.616669852	0.6508009
91	C300	-2.757708548	-3.382881027	-3.973002208	-6.799285123	-3.125906872	-3.058235519	-3.140873257
92	C3050	-0.65106111	-0.427110594	-0.464315378	-4.164088288	-0.54023708	-0.445601956	-0.508374488
93	C3300CHAMP	-1.515489659	-1.438809663	-2.193857324	-4.867549851	-1.211812982	-1.138507062	-1.31847271
94	C3510	-1.77680017	-1.707326824	-2.372790616	-5.17894747	-1.507774429	-1.408256853	-1.542019335
96	C600	-5.741722428	-6.056240048	-7.492814261	NA	-6.28151615	-6.226068944	-6.712541413
102	E1075	-2.514668166	-2.493819499	-2.409480273	-6.075549993	-2.404637506	-2.448465097	-2.414334048
103	E1085	0.151524653	0.154638088	0.338270385	-3.361502524	0.290678629	0.174878114	0.294211275

104	E1086	1.408694928	1.526047617	1.897149664	-1.890356479	1.668285864	1.601091556	1.783285004
106	E2120	-0.186067783	-0.175063927	-0.012278807	-3.705084472	-0.088239413	-0.004668187	-0.046450583
107	E2121	-2.849454292	-2.744968057	-2.298540457	-6.130879944	-2.451346909	-2.380091237	-2.433964118
109	E2550	-1.748312562	-1.2448268	-1.259857826	-5.047363969	-1.373985718	-1.306314365	-1.513459823
122	GB160	-1.58764211	-1.391731793	-1.132568982	-4.859439979	-1.186503549	-1.397819561	-1.229165262
123	GB190	-1.405533849	-1.217432354	-0.995647192	-4.709116346	-1.064922831	-1.20822978	-1.064496121
124	GB280	-2.499906031	-1.999872209	-2.044481502	-5.789796206	-2.118623165	-2.019105589	-2.093255662
125	GD510POP	-3.155476491	-2.966270423	-3.66612295	-6.431423037	-2.761222702	-2.670455159	-3.183117915
129	GM205	-2.186298058	-2.113755721	-1.99525673	-5.674255964	-2.066330583	-2.005216169	-2.047105735
132	GM360VIEWTYSNAP	-2.432610214	-2.252678623	-2.971416795	-5.697915157	-2.03144408	-1.950225634	-2.501936063
133	GM600SCARLETH	-4.158138742	-3.978207151	-4.696945323	-7.423443685	-3.756972608	-3.675754161	-4.227464591
135	GS107	-3.045103709	-2.865172118	-2.547614892	-6.310408652	-2.739927	-2.562719128	-2.648711873
136	GS155	-1.977835059	-1.828082343	-1.456980296	-5.244486439	-1.571108188	-1.753038404	-1.570844956
137	GS290COOKIEFRESH	-5.24507644	-5.095323725	-5.872767437	-8.51172782	-4.83834957	-4.770678216	-4.853315954
138	GT350TOWN	-4.624749949	-4.042489048	-5.087416797	-7.875362553	-4.199188551	-4.131285738	-4.231183961
139	GT360	-1.325253612	-1.165165147	-1.847293177	-4.845626293	-1.238948556	-1.1891776	-1.225068073
141	GTM2310	-0.718395757	-0.306223018	-0.531650025	-4.231422935	-0.607571728	-0.512936604	-0.575709136
143	GU230	-4.086792969	-3.572790495	-3.608845312	-7.362739515	-3.69253918	-3.601771637	-3.752648239
144	GU285	-2.725898116	-2.193028514	-2.270824988	-5.997695985	-2.324759555	-2.210219683	-2.317231267
145	GW525	-4.055552612	-3.569892592	-4.397808578	-7.340287585	-3.691299159	-3.578876911	-4.119018329
147	I5500GALAXY5	-2.876386628	-2.758007511	-3.567953098	2.430827383	-2.481147421	-2.413244608	-2.513142831
176	KM500	-7.325824609	-7.654710719	-7.614794484	-11.22413098	-7.577856221	-7.66595915	-7.62069288
179	KP105RUBY	0.700320926	0.700320926	0.700320926	-2.938847966	0.700320926	0.700320926	0.700320926
180	KP109	-2.027315681	-1.900832283	-1.738047163	-5.430852827	-1.768281917	-1.870946705	-1.772218939
187	KP265	-0.417304823	-0.417304823	-0.417304823	-4.056473715	-0.417304823	-0.417304823	-0.417304823
188	KP570	-0.353993204	-0.325895541	-0.474273384	-3.944228599	-0.317237818	-0.303294804	-0.44866462
192	M2510	-1.977813075	-1.771920514	-1.804024099	-5.496829763	-1.879984705	-1.796413479	-1.850108235
194	M2520BEATTECHNO	-2.195128099	-1.691642337	-1.706673363	-5.494179506	-1.820801255	-1.753129902	-1.96027536
195	M2710	-1.216942621	-1.126618542	-1.053385524	-4.723092258	-1.149027298	-1.152957828	-1.17200678
197	M3710CORBYBEAT	-3.201609459	-3.151943634	-3.766737457	-6.623265063	-2.955100818	-2.847364304	-2.919579056
203	MG105	-5.147834543	-5.18391083	-5.238251611	-8.860759825	-5.203034368	-5.177603059	-5.215701185

223	N800	-7.245799825	-8.074390492	-8.996891658	NA	-7.785593547	-7.730146341	-8.21661881
230	ONETOUCH208	-4.094152716	-4.002529087	-3.655057774	-7.431269274	-3.848491025	-3.929137161	-3.756658094
231	ONETOUCH255	-5.289732967	-5.167678184	-5.77904634	-8.566992096	-4.890818094	-5.075932625	-4.886000324
233	ONETOUCH305	-2.95284471	-2.830789926	-2.424126981	-6.230103838	-2.553929836	-2.739044367	-2.549112066
239	ONETOUCH710	-1.539570823	-1.345614104	-2.206374264	-4.731525992	-1.051992957	-0.980737285	-1.108932941
241	ONETOUCH800	-4.072148076	-3.953758892	-4.611665813	-7.469899504	-3.846048297	-3.751413173	-3.812184826
242	ONETOUCH802	-4.669616731	-4.567898411	-5.217928553	-8.013134945	-4.346663868	-4.265445422	-4.338510923
243	ONETOUCH808	-3.56101708	-2.86082976	-4.140128923	-6.927807326	-3.259643081	-3.151906567	-3.224121319
244	ONETOUCH880	-3.387560878	-2.961726311	-3.945493453	-6.751650307	-3.080477266	-2.98095969	-3.055109764
261	ONETOUCHMINIOT708	-0.565212342	-0.487455166	-0.947927194	-4.01747571	-0.400630652	-0.317059426	-0.370754182
268	P500OPTIMUSONE	-3.635906987	-3.38440628	-4.306907446	1.385753062	-3.095609334	-3.040162129	-3.420531397
285	S3650CORBY	-1.797119696	-1.794006261	-2.282547821	-5.310146874	-1.686295666	-1.591660542	-1.652432195
287	S5230STAR	-0.236038601	-0.215189934	-0.510080759	-3.796920429	-0.184337989	-0.146285031	-0.454386603
288	S5233STAR	-2.264855385	-2.239351348	-2.80618614	-5.707059534	-2.034123103	-1.919583232	-2.444965776
290	S5560	-2.447530582	-2.378057235	-3.043521028	-5.849677881	-2.17850484	-2.078987264	-2.525637588
350	T300COOKIE	-0.905964781	-0.757263473	-1.56720906	-4.156577385	-0.480403384	-0.41250057	-0.647999927
352	T310	-1.250190655	-1.101489347	-1.911434933	-4.500803259	-0.824629257	-0.756726444	-0.856624667
368	W200I	-0.495818485	-0.894909585	-0.756158765	-4.441920043	-0.831751669	-0.857512027	-0.780662455
379	W388	-0.78376972	-1.142299467	-1.057960241	-4.724029961	-1.111447522	-1.096945065	-1.062814016
396	W995	-3.126664967	-4.351290707	-4.378187354	-8.184164211	-4.50799021	-4.440087397	-4.889788879
398	X300	-0.830328611	-1.098438321	-1.125334969	-4.931311826	-1.255137824	-1.187235011	-1.636112662
399	X302TOUCHANDTYPE	-4.070520606	-4.899111273	-5.821612439	-8.274437203	-4.610314328	-4.554867122	-5.041339591
403	XPERIAX10	-2.554508111	-3.778023143	-4.496761314	2.077350799	-3.556788599	-3.475570153	-4.027280583
404	XPERIAX10MINI	-2.060472931	-3.718658265	-4.528603851	1.47017663	-3.441798175	-3.373895361	-3.823596844
405	XPERIAX10MINIPRO	-2.266743105	-3.491368845	-4.734874025	1.263906456	-3.648068349	-3.580165535	-4.029867018
406	XPERIAX8	-2.534412917	-4.380966326	-5.303467491	0.389193017	-4.09216938	-4.036722174	-4.417091442

Estimaciones efectos fijos Modelo Ingreso

ID	SKU	marca	diseño	touch	mp3	bluetooth	resolution
9	1616	-1.203	-1.603	-1.046	-1.211	-1.354	-1.164
10	1661	-1.798	-1.903	-1.743	-1.708	-1.798	-1.750
12	1800	-4.991	-5.573	-4.846	-5.145	-5.205	-4.990
13	2220SLIDE	-5.325	-5.339	-5.342	-5.315	-5.309	-5.333
16	2330CLASSIC	-2.013	-2.226	-1.931	-2.115	-2.065	-1.981
22	2690	-2.098	-2.436	-1.969	-2.266	-2.212	-2.096
23	2720FOLD	-2.740	-2.372	-2.639	-2.859	-2.800	-2.767
27	3120	-6.324	-6.335	-6.309	-6.277	-6.307	-6.299
37	5000	-4.892	-4.892	-4.892	-4.892	-4.892	-4.892
40	5130XPRESSMUSIC	-0.114	-0.183	-0.084	-0.151	-0.136	-0.143
43	5230	-1.168	-1.496	-1.926	-1.325	-1.266	-1.320
44	5233	-0.562	-0.962	-1.496	-0.781	-0.749	-0.828
45	5235	-2.681	-3.152	-3.725	-2.951	-2.935	-3.032
48	5320XPRESSMUSIC	-4.231	-4.231	-4.231	-4.231	-4.231	-4.231
49	5530XPRESSMUSIC	-0.460	-0.694	-1.047	-0.570	-0.515	-0.896
73	7020	-2.837	-2.364	-2.698	-3.023	-2.976	-3.042
74	7230	-3.845	-3.847	-3.684	-4.115	-4.098	-4.292
85	B3410	-2.322	-2.025	-2.808	-2.231	-2.170	-2.220
90	C276	-1.139	-0.895	-1.008	-0.973	-1.063	-1.015
91	C300	-2.589	-3.060	-3.445	-2.859	-2.843	-2.941
92	C3050	-1.569	-1.355	-1.323	-1.524	-1.469	-1.387
93	C3300CHAMP	-1.513	-1.566	-2.122	-1.379	-1.355	-1.420
94	C3510	-1.821	-1.866	-2.358	-1.694	-1.647	-1.657
96	C600	-4.064	-4.065	-5.286	-4.435	-4.438	-4.846
103	E1085	-1.772	-1.851	-1.527	-1.536	-1.739	-1.590
104	E1086	-0.461	-0.502	0.130	-0.097	-0.190	0.001
106	E2120	-1.533	-1.600	-1.306	-1.489	-1.440	-1.355
107	E2121	-3.541	-3.608	-2.881	-3.380	-3.372	-3.025
109	E2550	-2.173	-1.746	-1.582	-2.013	-1.996	-2.085
122	GB160	-3.325	-3.181	-2.738	-3.009	-3.054	-2.865
123	GB190	-2.728	-2.595	-2.215	-2.444	-2.482	-2.310
124	GB280	-3.134	-2.599	-2.493	-2.818	-2.771	-2.837
125	GD510POP	-3.178	-3.017	-3.535	-2.843	-2.803	-3.084
129	GM205	-3.001	-2.938	-2.715	-2.862	-2.824	-2.837
132	GM360VIEWTYSNAP	-2.021	-1.839	-2.374	-1.658	-1.627	-2.053
133	GM600SCARLETH	-3.935	-3.754	-4.288	-3.573	-3.542	-3.967
135	GS107	-4.893	-4.712	-4.155	-4.320	-4.499	-4.273
136	GS155	-3.026	-2.827	-2.195	-2.626	-2.515	-2.324
137	GS290COOKIEFRESH	-5.168	-4.969	-5.542	-4.768	-4.752	-4.850
138	GT350TOWN	-4.424	-3.708	-4.633	-3.998	-3.986	-4.108
139	GT360	-1.663	-1.448	-1.960	-1.547	-1.516	-1.523

141	GTM2310	-1.469	-0.984	-1.224	-1.424	-1.370	-1.287
143	GU230	-4.572	-4.010	-3.886	-4.237	-4.198	-4.223
144	GU285	-3.273	-2.751	-2.686	-2.957	-2.899	-2.899
147	I5500GALAXY5	-2.102	-2.150	-2.739	-1.937	-1.925	-2.047
176	KM500	-7.344	-7.609	-7.618	-7.520	-7.575	-7.576
179	KP105RUBY	-1.122	-1.122	-1.122	-1.122	-1.122	-1.122
187	KP265	-1.218	-1.218	-1.218	-1.218	-1.218	-1.218
188	KP570	-0.443	-0.397	-0.516	-0.378	-0.368	-0.491
192	M2510	-2.550	-2.350	-2.323	-2.507	-2.457	-2.424
194	M2520BEATTECHNO	-2.568	-2.141	-1.977	-2.408	-2.391	-2.480
195	M2710	-1.519	-1.420	-1.329	-1.475	-1.479	-1.485
197	M3710CORBYBEAT	-2.703	-2.758	-3.216	-2.588	-2.534	-2.594
203	MG105	-6.547	-6.570	-6.658	-6.637	-6.587	-6.628
223	N800	-5.198	-5.805	-6.420	-5.569	-5.572	-5.980
230	ONETOUCH208	-6.087	-5.780	-5.184	-5.360	-5.488	-5.301
231	ONETOUCH255	-6.490	-6.160	-6.582	-5.947	-5.826	-5.627
233	ONETOUCH305	-4.302	-3.973	-3.299	-3.760	-3.638	-3.440
239	ONETOUCH710	-2.047	-1.672	-2.276	-1.444	-1.436	-1.590
241	ONETOUCH800	-4.602	-4.392	-4.803	-4.268	-4.213	-4.245
242	ONETOUCH802	-5.582	-5.270	-5.662	-5.089	-5.058	-5.136
243	ONETOUCH808	-4.109	-3.023	-4.249	-3.663	-3.609	-3.668
244	ONETOUCH880	-3.992	-3.305	-4.188	-3.524	-3.476	-3.542
261	ONETOUCHMINIOT708	-1.462	-1.324	-1.658	-1.214	-1.164	-1.131
268	P500OPTIMUSONE	-2.695	-2.432	-3.046	-2.195	-2.198	-2.292
285	S3650CORBY	-2.083	-2.162	-2.515	-2.038	-1.983	-2.015
287	S5230STAR	-0.142	-0.171	-0.402	-0.117	-0.092	-0.354
288	S5233STAR	-1.948	-2.015	-2.444	-1.843	-1.784	-2.123
290	S5560	-1.826	-1.871	-2.364	-1.700	-1.653	-1.966
350	T300COOKIE	-1.341	-1.127	-1.716	-0.914	-0.902	-1.012
352	T310	-1.345	-1.132	-1.721	-0.919	-0.907	-1.029
368	W200I	-1.304	-1.670	-1.411	-1.576	-1.554	-1.449
379	W388	-1.046	-1.409	-1.249	-1.355	-1.304	-1.255
396	W995	-3.435	-3.858	-3.688	-4.148	-4.136	-4.539
398	X300	-0.902	-0.913	-0.743	-1.204	-1.192	-1.364
399	X302TOUCHANDTYPE	-3.150	-3.757	-4.372	-3.521	-3.524	-3.932
403	XPERIAX10	-2.087	-2.924	-3.458	-2.743	-2.712	-3.138
404	XPERIAX10MINI	-1.936	-2.862	-3.450	-2.649	-2.636	-3.040
405	XPERIAX10MINIPRO	-2.040	-2.463	-3.555	-2.753	-2.741	-3.144
406	XPERIAX8	-2.383	-3.309	-3.923	-3.073	-3.076	-3.169

Efectos Fijos Segmento BAjo

SKU	marca	diseño	touch	mp3	bluetooth	resolution	
	1100	-8.313	-8.580	-8.745	-8.458	-8.393	-8.677
	1110	-12.117	-12.137	-12.479	-12.066	-11.964	-12.297
	1112	-10.864	-10.942	-11.173	-10.841	-10.787	-11.115
	1220	-9.403	-9.507	-9.882	-9.612	-9.560	-9.875
	1221	-8.827	-8.890	-9.366	-9.023	-8.968	-9.302
	1600	-9.797	-10.108	-10.229	-9.962	-9.931	-10.247
	2270	-11.020	-11.177	-11.578	-11.311	-11.247	-11.557
	2272	-12.667	-12.473	-12.925	-12.500	-12.400	-12.782
	2600	-10.816	-10.988	-11.265	-11.071	-11.029	-11.334
	2610	-9.514	-9.834	-9.993	-9.762	-9.725	-10.034
	2660	-9.619	-10.224	-10.083	-9.175	-9.094	-10.028
2730CLASSIC		-8.137	-9.009	-8.369	-8.133	-8.063	-8.443
	3100	-8.858	-8.963	-9.387	-9.097	-9.054	-9.368
	3120	-8.918	-9.290	-9.337	-9.029	-9.000	-9.282
	3200	-10.775	-10.519	-11.081	-10.818	-10.768	-11.133
	3205	-10.108	-10.107	-10.593	-10.243	-10.181	-10.532
	3220	-10.153	-10.466	-10.552	-10.237	-10.200	-10.495
	3250	-12.968	-12.817	-13.320	-12.198	-12.084	-12.825
	3395	-11.062	-11.719	-11.202	-11.003	-10.931	-11.185
	355	-9.372	-9.325	-9.200	-8.935	-8.871	-9.089
	3555	-12.453	-13.150	-12.806	-12.519	-11.582	-12.852
	3600	-9.408	-9.782	-9.829	-9.546	-9.047	-9.815
	5235	-5.894	-6.868	-7.979	-6.180	-6.091	-6.673
5700XPRESSMUSIC		-8.644	-9.021	-9.102	-8.387	-8.305	-8.986
	6020	-9.822	-9.974	-10.260	-10.020	-9.937	-10.238
	6061	-9.460	-9.948	-9.945	-9.219	-9.592	-9.905
	6070	-8.733	-9.070	-9.170	-8.439	-8.862	-9.172
	6080	-10.589	-10.764	-11.069	-10.696	-10.635	-10.956
	6101	-10.091	-10.657	-10.576	-10.223	-10.166	-10.473
	6103	-9.712	-10.134	-10.114	-9.790	-9.270	-10.064
	6111	-11.323	-11.040	-11.732	-10.650	-10.560	-11.737
	6120	-9.022	-9.327	-9.425	-8.678	-8.596	-9.225
	6125	-11.451	-12.054	-11.905	-10.930	-10.849	-12.029
	6131	-8.587	-8.939	-9.008	-8.307	-8.226	-8.858
	6210	-9.915	-9.842	-10.379	-9.429	-9.334	-9.528
6220STARTV		-7.036	-7.776	-8.316	-6.829	-6.775	-7.906
	6230	-9.782	-9.992	-10.192	-9.357	-9.278	-10.146
	6300	-8.565	-8.940	-8.986	-8.286	-8.205	-8.841
	6500	-9.136	-9.510	-9.556	-8.856	-8.775	-9.411
	6670	-11.455	-11.469	-11.908	-10.910	-10.829	-11.838
	6681	-12.079	-12.403	-12.492	-11.796	-11.708	-12.476

6682	-12.682	-12.426	-12.988	-11.835	-11.734	-13.225
6822	-10.291	-10.496	-10.421	-10.237	-9.869	-10.543
7230	-6.668	-7.437	-6.794	-6.954	-6.865	-7.379
7260	-12.227	-12.160	-12.670	-12.378	-12.336	-12.685
7360	-10.709	-10.922	-11.245	-10.952	-10.892	-11.230
7370	-12.170	-10.557	-12.581	-11.532	-11.448	-12.805
7373	-11.568	-9.886	-12.050	-11.147	-11.065	-11.845
7500PRISM	-9.921	-10.295	-10.342	-9.641	-9.561	-10.196
7610	-9.447	-9.821	-9.868	-9.167	-9.087	-9.854
A1200	-9.885	-10.364	-10.041	-9.604	-9.527	-10.153
A3100	-10.514	-11.347	-11.768	-10.710	-10.632	-11.357
ASPENM1I	-9.488	-9.936	-10.927	-9.246	-9.134	-9.473
BL40NEWCHOCOLAT E	-9.464	-9.709	-10.313	-8.949	-8.882	-9.420
C115	-11.717	-11.598	-12.038	-11.755	-11.685	-12.010
C139	-11.204	-11.096	-11.546	-11.285	-11.233	-11.579
C261	-10.317	-10.511	-10.800	-10.534	-10.456	-10.766
C600	-8.365	-9.552	-10.581	-8.939	-8.804	-9.555
C650	-12.331	-12.620	-12.828	-11.926	-12.624	-12.985
C702	-8.988	-9.612	-9.777	-8.963	-8.886	-9.300
C902	-9.158	-9.687	-9.842	-9.058	-8.974	-9.256
C903	-7.923	-8.310	-7.855	-7.814	-7.758	-8.703
C905	-8.387	-8.656	-9.159	-8.182	-8.093	-8.302
E1107CRESTSOLAR	-7.082	-8.001	-7.294	-7.067	-7.086	-7.345
E501W.CAMERA	-9.993	-9.935	-10.419	-9.301	-9.192	-10.656
E51	-11.009	-11.194	-11.459	-10.606	-10.509	-11.267
E63	-9.417	-10.195	-10.389	-9.437	-9.350	-9.826
E65	-12.071	-12.309	-12.621	-11.730	-11.646	-12.379
E71	-9.715	-10.089	-9.908	-9.435	-9.354	-9.759
ELLE	-9.501	-10.253	-10.073	-9.805	-9.742	-10.052
ELLEN5	-10.618	-10.218	-10.032	-9.414	-9.359	-9.452
EM30	-10.550	-10.876	-10.961	-10.272	-10.200	-10.781
EM35	-8.076	-8.676	-8.785	-8.147	-8.068	-8.593
F250	-7.679	-8.450	-7.739	-7.905	-7.794	-7.395
GD880	-9.372	-9.519	-10.631	-8.831	-8.743	-9.702
GD900CRYSTAL	-8.526	-8.679	-9.467	-8.113	-8.032	-8.574
GENIUSMS25	-11.030	-11.294	-11.086	-10.685	-10.611	-11.310
GM210	-8.968	-9.123	-8.967	-8.458	-8.398	-8.936
GM600SCARLETH	-6.851	-7.083	-8.085	-6.343	-6.266	-7.204
GM630	-8.708	-7.871	-8.503	-8.209	-8.140	-8.542
GS290COOKIEFRESH	-7.971	-8.118	-9.229	-7.430	-7.341	-7.923
GT350TOWN	-7.389	-7.295	-8.211	-6.831	-6.734	-7.376
GTE2100C	-9.061	-9.139	-9.414	-8.526	-9.092	-9.384

GW525	-6.591	-6.731	-7.510	-6.099	-6.028	-6.864
GW620	-8.247	-8.235	-9.509	-7.776	-7.702	-8.563
I5700GALAXYSPICA	-9.488	-10.191	-10.880	-9.408	-9.341	-10.274
I5800GALAXY3	-7.778	-8.918	-9.887	-8.246	-8.111	-8.333
I6220STARTV	-7.476	-8.330	-9.441	-7.642	-7.553	-8.067
I8000OMNIAI18GB	-10.785	-11.697	-12.756	-11.004	-10.922	-11.878
I8510INNOV88GB	-11.234	-11.355	-11.521	-10.851	-10.778	-11.224
I9000GALAXYS16GB	-7.957	-8.810	-9.863	-8.117	-8.020	-8.933
J105NAITE	-8.785	-9.734	-9.383	-9.011	-8.940	-9.431
K200I	-10.573	-11.137	-11.383	-11.079	-11.017	-11.311
K310I	-8.779	-9.329	-9.580	-8.701	-9.235	-9.528
K500I	-10.706	-11.282	-11.498	-10.674	-11.139	-11.440
K510I	-10.199	-10.657	-10.934	-10.054	-9.973	-10.970
K790I	-9.860	-10.400	-10.566	-9.755	-9.678	-10.004
K850I	-9.578	-10.145	-10.235	-9.509	-9.425	-9.729
KB775SCARLETPHON E	-10.251	-10.513	-11.229	-9.738	-9.671	-10.522
KC550	-9.134	-9.650	-9.968	-9.097	-9.017	-9.233
KC910RENOIR	-9.266	-9.703	-9.929	-9.049	-8.976	-9.463
KE850PRADA	-11.204	-12.021	-11.121	-11.432	-11.360	-12.199
KE970SHINE	-11.062	-11.542	-11.834	-11.026	-10.954	-11.594
KF240	-9.092	-9.740	-10.306	-9.270	-9.180	-9.967
KF300	-9.053	-10.697	-10.333	-9.290	-9.199	-9.956
KF510	-9.127	-9.563	-9.881	-9.021	-8.945	-9.232
KF600	-9.291	-9.736	-9.613	-9.194	-9.110	-9.372
KF755	-9.627	-9.973	-10.040	-9.401	-9.328	-9.709
KM380	-10.156	-10.689	-10.739	-10.005	-9.925	-10.560
KM500	-10.652	-11.193	-11.585	-10.734	-10.637	-11.425
KM710	-9.841	-10.215	-10.303	-9.652	-9.573	-10.002
KM900ARENA	-7.540	-7.970	-8.388	-7.293	-7.220	-7.709
KP190	-9.274	-9.519	-9.146	-8.760	-8.692	-9.149
KRZRK1	-8.055	-8.652	-8.720	-8.020	-7.939	-8.575
KS360	-8.894	-9.120	-9.455	-8.536	-8.460	-9.028
M3310	-7.037	-7.587	-7.367	-6.953	-6.882	-7.701
M7600BEATDJ	-9.137	-9.360	-9.501	-8.708	-8.632	-9.399
M8800PIXON	-9.370	-9.576	-9.612	-8.945	-8.871	-9.251
ME770	-9.991	-10.544	-10.664	-9.896	-9.810	-10.469
ME970SHINE	-10.205	-10.748	-11.065	-10.220	-10.138	-10.860
MG101	-11.780	-12.270	-12.608	-12.250	-12.177	-12.513
MG105	-8.231	-8.770	-8.985	-8.706	-8.677	-9.003
MG110	-9.844	-10.488	-10.770	-10.514	-10.440	-10.738
MG120	-10.532	-11.331	-11.362	-11.078	-11.009	-11.310
MG150	-11.180	-12.561	-12.221	-11.969	-11.901	-12.251

MG165	-9.436	-9.980	-10.385	-10.161	-10.094	-10.398
MG185	-10.826	-11.537	-11.922	-11.699	-11.621	-11.928
MG200SMARTCAM	-11.110	-12.813	-12.401	-12.207	-12.154	-12.508
MG210	-8.831	-9.320	-9.389	-9.106	-9.074	-9.375
MG220	-8.967	-9.584	-9.618	-9.355	-9.291	-9.588
MG230	-10.347	-10.860	-10.733	-10.564	-10.637	-10.986
MG280	-10.461	-11.056	-11.354	-11.045	-10.344	-11.292
MG300	-8.937	-9.347	-9.465	-8.789	-8.711	-9.281
MG320	-10.393	-11.202	-11.737	-10.608	-10.514	-11.994
MG810	-9.711	-11.027	-10.773	-9.816	-9.740	-10.889
MOTOFONEF3	-9.097	-9.231	-9.506	-9.229	-9.168	-9.473
N70	-11.660	-11.852	-12.098	-11.111	-11.039	-11.603
N75	-10.945	-11.632	-11.397	-10.461	-10.375	-11.097
N76	-11.031	-11.430	-11.462	-10.602	-10.526	-11.155
N78	-9.035	-9.371	-9.523	-8.734	-8.655	-9.002
N800	-9.869	-11.116	-12.085	-10.443	-10.308	-11.059
N81	-10.716	-11.001	-11.215	-10.462	-10.383	-11.136
N82	-9.864	-10.162	-10.318	-9.525	-9.448	-9.740
N85	-11.016	-11.367	-11.430	-10.820	-10.752	-11.177
N96	-8.896	-8.855	-9.398	-8.399	-8.305	-8.541
N97	-7.870	-8.508	-9.188	-7.905	-7.830	-8.325
ONETOUCH255	-7.965	-8.216	-8.903	-7.523	-7.099	-7.473
ONETOUCH303	-9.209	-9.232	-8.996	-8.734	-8.732	-8.992
ONETOUCH550A	-11.829	-12.161	-12.660	-12.348	-12.314	-12.652
ONETOUCH557	-11.315	-11.703	-12.076	-11.731	-11.673	-12.012
ONETOUCH606	-6.430	-6.329	-7.547	-5.785	-5.673	-6.019
ONETOUCH701	-11.438	-12.723	-12.404	-12.068	-11.988	-12.343
ONETOUCH717	-9.974	-10.238	-10.581	-9.711	-9.629	-10.594
ONETOUCH802	-7.420	-7.672	-7.951	-6.933	-6.856	-7.381
ONETOUCHC550	-12.013	-12.166	-12.719	-12.495	-12.417	-12.775
ONETOUCHC551	-11.776	-11.978	-12.050	-11.862	-11.810	-12.072
ONETOUCHC560	-9.966	-10.392	-10.853	-10.522	-10.476	-10.817
ONETOUCHC635	-11.678	-11.957	-11.923	-11.664	-11.639	-11.964
ONETOUCHC701	-8.712	-8.863	-8.932	-8.231	-8.151	-8.918
ONETOUCHE160	-10.082	-10.959	-10.756	-10.527	-10.436	-10.752
ONETOUCHE205	-10.811	-10.947	-11.350	-11.110	-11.028	-11.344
ONETOUCHE207	-9.009	-9.510	-9.763	-9.326	-9.275	-9.591
ONETOUCHE221	-9.498	-9.677	-9.767	-9.591	-9.509	-9.791
ONETOUCHE225	-11.352	-12.097	-12.049	-11.788	-11.710	-12.035
ONETOUCHE227	-9.105	-9.426	-9.460	-9.173	-9.108	-9.392
ONETOUCHE257	-11.667	-12.985	-12.639	-12.288	-12.213	-12.587
ONETOUCHE259	-10.119	-10.946	-10.742	-10.504	-10.447	-10.761
ONETOUCHE260	-11.477	-11.644	-12.145	-11.917	-11.885	-12.208

ONETOUCHE801	-11.121	-11.429	-11.772	-10.805	-11.438	-11.756
ONETOUCHS211	-8.568	-8.699	-8.515	-8.232	-8.217	-8.489
ONETOUCHS853	-10.971	-11.242	-11.663	-10.676	-10.590	-11.870
OT203	-7.190	-7.243	-6.536	-6.309	-6.328	-6.587
PEBLU6	-9.700	-10.280	-10.111	-9.859	-9.134	-10.125
Q	-11.959	-11.741	-10.989	-11.173	-11.092	-12.476
Q11	-9.327	-10.006	-10.096	-9.354	-9.280	-9.896
R300	-9.822	-10.305	-10.500	-9.675	-9.595	-10.411
RAZR2V8	-8.379	-8.976	-9.044	-8.344	-8.263	-8.899
RAZR2V9	-10.620	-11.133	-11.256	-10.626	-10.550	-11.275
RIZRZ3	-10.986	-10.527	-11.172	-10.095	-10.000	-10.794
ROKRE1	-10.729	-11.011	-11.223	-10.364	-10.286	-11.185
ROKRE8	-9.708	-10.119	-10.323	-9.443	-9.368	-10.065
ROKREM30	-8.918	-9.699	-9.651	-9.046	-8.968	-9.572
S500I	-9.074	-9.578	-9.843	-9.043	-8.957	-9.637
S5350SHARK	-7.106	-8.024	-7.282	-7.284	-7.207	-7.803
S8500WAVE2GB	-9.417	-10.329	-11.388	-9.636	-9.554	-10.510
SATIO	-10.247	-11.643	-11.998	-10.845	-10.790	-11.090
SCHA650	-12.715	-13.800	-13.534	-13.206	-13.136	-13.500
SGH2100	-9.751	-9.665	-10.070	-9.665	-9.631	-9.999
SGHA736	-12.253	-12.157	-12.631	-11.679	-11.601	-12.802
SGHB130	-8.627	-8.936	-9.016	-8.740	-8.709	-9.014
SGHC166	-10.709	-10.664	-11.131	-10.796	-10.754	-11.100
SGHC216	-12.612	-12.377	-12.901	-12.659	-12.559	-12.884
SGHC406	-9.824	-10.306	-10.296	-10.010	-9.944	-10.238
SGHC425	-9.893	-10.123	-10.332	-10.109	-10.040	-10.345
SGHC426	-10.704	-10.801	-11.215	-11.051	-10.977	-11.300
SGHC516	-8.598	-8.942	-8.987	-8.711	-8.680	-8.985
SGHD836	-11.390	-12.103	-11.942	-10.931	-10.846	-11.609
SGHD900	-11.806	-11.726	-12.208	-11.248	-11.163	-11.451
SGHE236	-11.566	-12.280	-12.047	-11.272	-11.168	-12.130
SGHE256	-8.595	-8.803	-8.972	-8.272	-8.191	-8.959
SGHE356	-10.306	-10.380	-10.729	-10.521	-10.455	-10.770
SGHE376	-12.035	-12.095	-12.541	-11.508	-11.415	-12.810
SGHE496	-9.886	-10.246	-10.256	-9.459	-9.382	-10.197
SGHE736	-11.874	-12.676	-12.397	-11.304	-11.222	-12.384
SGHE786	-10.349	-10.852	-10.742	-9.999	-9.912	-10.607
SGHE906	-11.894	-11.753	-12.407	-11.252	-11.162	-11.982
SGHG600	-10.379	-10.442	-10.823	-9.919	-9.843	-10.051
SGHI617	-9.400	-9.549	-9.622	-8.960	-8.867	-9.552
SGHI900OMNIA16GB	-9.219	-9.180	-8.839	-8.543	-8.452	-8.744
SGHI900OMNIA8GB	-10.234	-10.609	-11.043	-9.934	-9.867	-10.337
SGHM130	-8.940	-9.149	-9.311	-9.050	-8.980	-9.256

SGHT519	-10.945	-11.172	-11.407	-10.552	-10.466	-11.405
SGHT809	-11.506	-11.514	-12.047	-10.975	-10.886	-12.078
SGHU600	-9.152	-9.359	-9.529	-8.828	-8.748	-9.153
SGHX156	-11.460	-12.093	-11.854	-11.429	-11.378	-11.722
SGHX166	-10.664	-11.493	-11.195	-10.940	-10.863	-11.203
SGHX426	-11.363	-11.401	-11.912	-11.564	-11.511	-11.852
SGHX486	-10.019	-10.858	-10.464	-10.154	-10.086	-10.427
SGHX526	-9.111	-9.785	-9.558	-9.206	-9.191	-9.521
SGHX566	-11.451	-12.204	-11.973	-11.663	-11.598	-11.935
SGHX636	-9.754	-10.387	-10.199	-9.951	-9.894	-10.200
SGHX656	-10.422	-10.996	-10.765	-10.439	-10.393	-10.744
SGHX686	-11.206	-11.870	-11.741	-10.668	-10.590	-11.771
SGHX836	-10.235	-8.129	-10.612	-9.912	-9.831	-10.463
SLVRL6	-12.594	-12.390	-12.884	-12.563	-11.756	-12.826
SLVRL7IMODE	-11.015	-10.794	-11.245	-10.235	-10.147	-11.242
SPHN345	-10.685	-10.753	-11.150	-10.764	-10.685	-11.036
T237	-11.238	-11.483	-12.028	-11.746	-11.672	-12.029
T303	-8.455	-8.849	-9.066	-8.313	-8.230	-8.964
T459	-8.339	-8.658	-8.622	-8.004	-7.925	-8.440
T610	-12.117	-12.385	-12.776	-12.460	-11.642	-12.791
T715	-8.740	-9.443	-9.069	-8.845	-8.762	-9.480
U5IVIVAZ	-9.867	-10.783	-11.727	-9.993	-9.919	-10.780
U9	-9.043	-9.626	-9.691	-8.955	-8.873	-9.512
V172	-12.033	-12.960	-12.807	-12.625	-12.544	-12.907
V190	-11.895	-12.532	-12.369	-11.512	-12.086	-12.405
V191	-9.030	-9.803	-9.602	-9.394	-9.320	-9.628
V235	-12.612	-13.241	-12.958	-12.560	-12.478	-12.857
V300	-12.305	-12.812	-12.557	-12.173	-12.103	-12.471
V555	-10.278	-11.094	-10.695	-9.544	-9.458	-10.760
W180	-12.156	-11.972	-12.514	-12.245	-12.153	-12.493
W205	-8.706	-9.197	-9.438	-8.669	-8.587	-9.303
W270	-9.819	-10.445	-10.448	-9.703	-10.125	-10.436
W396	-7.334	-7.806	-8.092	-7.610	-7.802	-8.068
W508	-10.150	-11.196	-11.016	-10.022	-9.938	-10.200
W580I	-8.935	-9.457	-9.573	-8.908	-8.831	-9.439
W595	-9.440	-9.917	-10.171	-9.393	-9.317	-9.737
W6	-11.451	-11.950	-11.854	-10.944	-10.865	-11.928
W705	-12.041	-12.137	-12.528	-11.601	-11.509	-11.509
W760I	-10.798	-11.182	-11.420	-10.640	-10.559	-10.855
W810I	-11.056	-11.275	-11.498	-10.707	-10.621	-11.348
W880I	-9.066	-9.582	-9.868	-8.960	-8.877	-9.543
W890I	-9.640	-10.253	-10.508	-9.605	-9.515	-9.830
W910I	-10.514	-10.994	-11.382	-10.453	-10.373	-11.064

W980I	-8.836	-9.149	-9.463	-9.003	-8.923	-9.680
X302TOUCHANDTYPE	-6.693	-7.940	-8.909	-7.268	-7.133	-7.884
X616GB	-8.936	-9.798	-10.741	-9.007	-8.934	-9.794
X632GB	-6.686	-7.558	-8.412	-6.682	-6.611	-7.400
XPERIAX1	-9.288	-9.731	-9.721	-9.189	-9.113	-9.561
XPERIAX10	-6.280	-6.883	-7.885	-6.143	-6.066	-7.004
XPERIAX10MINI	-6.298	-6.767	-7.820	-6.074	-5.977	-6.890
Z250I	-8.518	-9.202	-9.261	-9.011	-8.948	-9.249
Z300I	-11.052	-12.032	-11.824	-11.519	-11.416	-11.753
Z310I	-8.718	-9.354	-9.418	-8.679	-8.603	-9.377
Z520I	-10.970	-11.809	-11.710	-10.785	-10.706	-11.680
Z550I	-10.570	-11.330	-11.258	-10.350	-10.269	-11.221
Z555I	-9.890	-10.734	-10.640	-9.737	-9.656	-10.658
Z750I	-8.838	-9.602	-9.493	-8.750	-8.664	-9.358

Estimaciones efectos hijos segmento ventas medias

SKU	marca	diseno	touch	OS	mp3	bluetooth	resolution
1800	-6.783	-6.471	-6.459	-9.162	-6.159	-6.599	-6.319
2220SLIDE	-7.193	-6.833	-7.782	-10.252	-8.490	-8.098	-7.852
2690	-4.274	-4.156	-4.131	-6.797	-5.260	-4.789	-4.035
2720FOLD	-4.703	-3.907	-4.802	-7.394	-5.807	-5.318	-5.025
5000	-5.964	-6.132	-6.466	-8.959	-7.228	-6.769	-6.445
5230	-4.229	-4.172	-4.518	NA	-5.271	-4.780	-4.511
5233	-3.753	-3.536	-4.068	NA	-4.669	-4.227	-3.961
5320XPRESSMUSIC	-6.972	-7.141	-7.475	NA	-8.236	-7.778	-7.446
5530XPRESSMUSIC	-3.710	-3.734	-3.870	NA	-4.825	-4.340	-4.126
7020	-5.743	-4.355	-5.534	-8.217	-6.690	-6.235	-5.982
B3410	-4.890	-4.463	-5.236	-7.599	-6.038	-5.552	-5.273
C300	-6.151	-5.891	NA	-8.545	-7.066	-6.614	-6.354
C3510	-4.297	-4.314	-4.781	-6.959	-5.432	-4.976	-4.709
E1075	-5.213	-5.193	-5.424	-7.952	-6.422	-5.658	-5.417
E2121	-5.229	-5.111	-5.099	-7.802	-6.326	-5.848	-4.959
E2550	-4.196	-3.828	-4.077	-6.794	-5.315	-4.862	-4.611
GB160	-4.471	-3.996	-3.990	-6.640	-5.094	-4.175	-3.918
GB190	-4.334	-3.806	-3.893	-6.496	-4.918	-4.108	-3.856
GB280	-5.339	-4.492	-4.886	-7.570	-6.043	-5.587	-5.334
GD510POP	-5.967	-5.571	-6.079	-8.216	-6.698	-6.253	-5.861
GM205	-5.140	-4.780	-4.972	-7.518	-5.889	-5.419	-5.113
GM360VIEWTYSNAP	-5.222	-4.844	-5.376	-7.483	-5.977	-5.535	-5.264
GT360	-4.264	-3.434	NA	-6.699	-5.058	-4.592	-4.281
GU230	-6.898	-6.091	-6.455	-9.147	-7.630	-7.184	-6.921
GU285	-5.610	-4.659	-5.128	-7.779	-6.233	-5.742	-5.493
I5500GALAXY5	-5.279	-5.200	-5.822	-1.436	-6.395	-5.929	-5.688
KP109	-4.997	-4.562	-4.696	-7.264	-5.529	-4.931	-4.679
M2510	-4.597	-4.094	-4.762	-7.330	-5.719	-5.240	-4.923
M2520BEATTECHNO	-4.643	-4.275	-4.524	-7.240	-5.761	-5.308	-5.058
M2710	-3.921	-3.350	-4.097	-6.615	-4.967	-4.524	-4.207
M3710CORBYBEAT	-5.735	-5.771	-6.178	-8.412	-6.875	-6.404	-6.135
ONETOUCH208	-6.236	-6.564	-6.499	-9.209	-6.363	-6.525	-6.313
ONETOUCH305	-5.060	-5.273	-5.230	-7.944	-6.467	-5.318	-5.073
ONETOUCH800	-6.407	-6.602	NA	-9.297	-7.694	-7.208	-6.908
ONETOUCH808	-5.666	-4.888	NA	-8.716	-7.179	-6.708	-6.440
ONETOUCH880	-5.430	-5.454	-6.354	-8.531	-7.004	-6.549	-6.296
P5000OPTIMUSONE	-5.939	-5.735	-6.380	-2.908	-6.934	-6.487	-5.957

S3650CORBY	-4.396	-4.442	-4.578	-7.137	-5.534	-5.048	-4.749
S5233STAR	-4.797	-4.843	-5.189	-7.488	-5.942	-5.451	-5.116
S5560	-4.968	-4.985	-5.452	-7.629	-6.102	-5.647	-5.304
W995	-5.653	-6.981	-7.184	-9.898	-8.421	-7.956	-7.617
X300	-4.269	-3.728	-3.931	-6.645	-5.169	-4.703	-4.357
XPERIAX10MINIPRO	-4.793	-6.121	-6.989	-2.603	-7.562	-7.096	-6.757
XPERIAX8	-5.532	-6.732	-7.377	-3.904	-7.930	-7.483	-6.953

Estimaciones efectos fijos segmento alto

SKU	marca	diseño	touch	mp3	bluetooth	resolution
1616	-1.510	-2.288	-1.820	-2.234	-2.769	-2.134
1661	-2.358	-2.506	-2.240	-2.420	-2.892	-2.440
1680CLASSIC	-3.406	-3.374	-3.163	-3.360	-3.754	-3.368
2330CLASSIC	-3.144	-3.462	-3.130	-3.357	-3.807	-3.356
5130XPRESSMUSIC	-1.973	-2.051	-1.801	-2.009	-2.562	-1.564
5220XPRESSMUSIC	-3.951	-3.918	-3.707	-3.868	-4.478	-3.357
C276	-2.097	-1.671	-1.669	-1.849	-2.322	-1.870
C3050	-3.345	-2.477	-2.822	-3.042	-3.478	-3.057
C3300CHAMP	-4.239	-3.989	NA	-3.643	-4.091	-3.400
E1085	-2.543	-2.373	-2.020	-2.257	-2.816	-2.255
E1086	-1.328	-1.039	-0.506	-0.960	-1.473	-0.832
E2120	-2.874	-2.698	-2.366	-2.594	-3.043	-2.593
GS107	-5.571	-5.409	-4.941	-5.355	-5.507	-5.255
GS155	-4.539	-4.393	-3.860	-4.005	-4.827	-4.186
GTM2310	-3.413	-2.769	-2.890	-3.109	-3.545	-3.125
KP105RUBY	-1.765	-1.744	-1.534	-1.731	-2.125	-1.738
KP265	-2.883	-2.531	-2.651	-2.812	-3.242	-2.453
KP570	-2.821	-2.799	NA	-2.756	-3.326	NA
ONETOUCH710	NA	-3.941	NA	-3.532	-4.008	-3.128
ONETOUCHMINIOT708	NA	-3.011	NA	-2.906	-3.356	-2.497
S5230STAR	-2.883	-2.723	NA	-2.682	-3.199	NA
T300COOKIE	-3.493	-3.337	NA	-2.932	-3.405	-2.830
T310	-3.837	-3.681	NA	-3.276	-3.749	-2.788
W200I	-3.255	-3.416	-3.106	-3.343	-3.832	-3.323
W388	NA	-3.650	-3.383	-3.609	-4.036	-3.583

