

Modelo de análisis predictivo basado en tendencias para ventas de celulares Samsung

Noviembre, 2023

Joaquín Andrés Aguilera Cordero
Ingeniería Civil Industrial

Diccionario:

A lo largo de este informe se utilizarán diferentes términos los cuales serán explicados a continuación para facilitar la lectura de este mismo informe:

- Sell in: Unidades por modelo que Samsung está vendiendo a la cuenta clave.
- Sell out: Unidades por modelo que la cuenta clave está vendiendo al cliente respectivo.
- Pull In: Cuando se pide a logística adelantar unidades o nuevos pedidos fuera de los periodos correspondientes.
- SCM (Supply Chain Management): Reunión realizada cada miércoles donde las áreas de venta y logística llegan a un consenso (cada uno basándose en sus propios forecast) sobre cuántas unidades solicitar a las fábricas.
- WOS (Week of Sales): Indicador que nos permite saber cuántas semanas de ventas puede suplir la cuenta en cuestión sin que Samsung venda más unidades.
- AP1: Departamento de ventas.
- AP2: Departamento de logística.
- EOH (End of Hand): Unidades sobrantes que no lograron venderse debido a una orden de compra que difiere de la solicitud verbal del cliente o, a forecast mal realizado por el equipo de ventas.
- PSI (Product Supply Inventory): Libro de Excel donde cada KAM lleva un registro de sus forecast tanto como de sell in como de sell out.

Resumen Ejecutivo:

Samsung es una empresa presente en todo el mundo, dedicada a la tecnología con sede de origen en el país de Corea del Sur. Fundada en 1938, la cual hoy en día es una de las marcas líderes en el mundo y mercado de la tecnología y electrónica. Samsung cuenta con una extensa gama de áreas entre las cuales destacan: Telefonía (teléfonos y smartphones), línea blanca (refrigeradores, lavadoras, aparatos de limpieza, etc.) televisores, semiconductores, pantallas. Este proyecto se desarrolló en el área de Mobile Experience (MX), área que cuenta con sub departamentos, entre ellos marketing, trade marketing, logística, apoyo y análisis, compatibilidad, ingeniería y ventas tanto a cuentas carrier (Falabella, PC Factory, Paris, etc..), como ventas a operadores, en la cual se llevará a cabo este proyecto específicamente.

Uno de los problemas más frecuentes en el departamento de ventas y planificación es el constante error que existe en las predicciones de ventas de equipos y la realidad de la venta, problema que se ve evidenciado cada semana en los reportes semanales. Ya que cada semana los KAM introducen en el sistema sus predicciones basándose en modelos de predicción propios de cada uno, los cuales tienen gran similitud con las medias móviles de cinco o cuatro periodos, donde cuando existen estacionalidades, el KAM en cuestión pondera la proyección según él estime conveniente. Este modelo básico genera problemas posteriores en las proyecciones ya que al diferir con la realidad en porcentajes importantes (del 35% al 20%) los problemas de los inventarios de las cuentas clave y en las propias bodegas de Samsung empiezan a aparecer (Roturas de stock, costos de inventario, costos de oportunidad, entre otros).

Se desarrolló un modelo de predicción que fuera mejor que el actual el cual es: promediar las últimas cinco semanas y con ese resultado se proyecta los siguientes periodos. Datos que se van corriendo cada semana con la data real, el que mantiene un error promedio del 30,83%. Se aplicaron diferentes modelos de predicción como alisados exponenciales, además de regresiones lineales múltiples, además de un modelo propio basado en tendencias.

La razón para mejorar el forecast es tener las unidades que el cliente vaya a comprar pedidas antes de que el mismo las pida, por lo que es vital tener bajo margen de error a la hora de introducir las ventas según el forecast utilizado, ya que de faltar unidades se pierden la oportunidad de vender más y si sobran esas unidades pasan a llamarse “End of hand” o EOH, estas unidades que quedan “sin casa”.

Para la creación del modelo propio se tomó el modelo de regresión lineal, alisado exponencial y el ejecutado por AP2 para crear un modelo (más similar al suavizado) basado en estacionalidades semana a semana el cual cuenta con participación subjetiva de quien lo ejecute.

Se logró en primera instancia disminuir el error de predicción en un 28.92% y luego con la aplicación del modelo propio disminuyó un 19.7% (en comparación con el modelo actual que presenta un 30,83% de error, ya que por sí solo está presentando un error del 8,7% respecto al valor real) lo que acercó el modelo de AP1 al de AP2 e incluso lo mejoró. Esto facilita las reuniones semanales, ya que AP2 y AP1 al estar más alineados generan menos problemas en

las reuniones SCM porque las unidades en el sistema pueden suplirse con mayor calma. La cantidad de números de pull in cada mes disminuyeron en un 22,7% por pedido en cuanto a unidades totales pedidas.

Cabe mencionar que el nuevo modelo basado en tendencias ha sido puesto a prueba de manera puramente teórica, ya que el modelo ha sido ejecutado con la información actual, y la información del pasado (de 3 meses) y con la última data utilizada el error disminuye aún más abarcando los rangos de error entre 5-10%. También las EOH disminuyeron de un 4,7% del sell in al 1,4%.

Abstract:

Samsung is a globally present technology company headquartered in South Korea, founded in 1938. Today, it stands as one of the leading brands in the global technology and electronics market, offering a diverse range of products such as smartphones, home appliances (refrigerators, washing machines, cleaning devices, etc.), televisions, semiconductors, and displays. This project was undertaken within the Mobile Experience (MX) department, which encompasses sub-departments including marketing, trade marketing, logistics, support and analysis, compatibility, engineering, and sales to both carrier accounts (Falabella, PC Factory, Paris, etc.) and operator sales.

One of the most prevalent issues in the sales and planning department is the consistent error in equipment sales predictions compared to actual sales, as evidenced in weekly reports. Each week, Key Account Managers (KAMs) input their predictions into the system based on their individual prediction models. These models, often resembling five or four-period moving averages, introduce challenges in subsequent projections. As these basic models significantly differ from reality (ranging from 35% to 20%), issues arise in key account inventories and Samsung's warehouses, leading to stockouts, inventory costs, opportunity costs, among others.

To address this, a prediction model was developed to outperform the existing one, which involves averaging the last five weeks and projecting the following periods with a current average error of 30.83%. Various prediction models were applied, including exponential smoothing, multiple linear regressions, and a proprietary trend-based model. The goal was to minimize errors, as shortages result in missed sales opportunities, while excess units become "End of Hand" (EOH) and contribute to inventory challenges.

The proprietary model combined elements of linear regression, exponential smoothing, and the AP2 model to create a trend-based model that incorporates subjective input. Initially, there was a 28.92% reduction in prediction error, and with the implementation of the proprietary model, an additional 19.7% reduction was achieved compared to the current model, bringing the error to 8.7% from the actual value. This alignment with AP2 eases weekly meetings, as discrepancies between AP2 and AP1 lead to fewer SCM meeting issues, allowing for smoother inventory adjustments. The monthly pull-in numbers decreased by 22.7% per order in terms of total units requested.

It is important to note that the new trend-based model has undergone theoretical testing, incorporating current information, past data (from the last 3 months), and the latest data used, resulting in further reduced errors ranging between 5-10%. Additionally, EOH decreased from 4.7% of sell-in to 1.4%.

Table of Contents

| | |
|--|-----------|
| <i>Diccionario:</i> | 2 |
| <i>Resumen Ejecutivo:</i> | 3 |
| <i>Abstract:</i> | 4 |
| <i>Introducción</i> | 7 |
| Contexto de la Empresa:..... | 7 |
| <i>Objetivos</i> | 13 |
| Objetivo General: | 13 |
| Objetivos Específicos:..... | 13 |
| <i>Estado del Arte</i> | 14 |
| Marco Teórico:..... | 14 |
| Alternativas de Solución: | 16 |
| <i>Solución</i> | 21 |
| Metodología:..... | 21 |
| Implementación:..... | 23 |
| <i>Resultados</i> | 24 |
| Impacto: | 24 |
| <i>Conclusión</i> | 26 |
| <i>Discusión</i> | 27 |
| <i>Anexos</i> | 28 |
| <i>Referencias</i> | 33 |

Introducción

Contexto de la Empresa:

Samsung es una empresa de origen sur coreano fundada el 1 de marzo de 1938. Cuenta con una gran presencia a nivel mundial ubicándose prácticamente en todos los países del mundo si bien es conocida por su venta en aparatos telefónicos, área en la que cuentan con más de 10 modelos activos al día de hoy contando con relojes inteligentes, audífonos, cargadores, entre otros. También es una empresa que destaca en áreas como:

- Tecnología de la información y la comunicación: Samsung ofrece soluciones empresariales, infraestructura de redes y sistemas de comunicación (como Knox, sistema utilizado dentro de la misma empresa).
- Semiconductores: Área donde se encuentran chips de memoria, chips de almacenamientos SSD y NAND, memorias RAM entre otros.
- Electrónica automotriz: Soluciones electrónicas, baterías para autos eléctricos y componentes automotrices.
- Energías renovables: Samsung cuenta con la creación de paneles solares, sistemas de almacenamiento de energía, entre otros tipos de productos que facilitan las energías renovables.

Enfrentando a las empresas tecnológicas de todo el mundo triunfando en diferentes sectores y destacando en cada uno “*Samsung surgió como la primera empresa innovadora de Corea que ha sido reconocida a nivel mundial. Las empresas internacionales que se negaron a transferir tecnología a Samsung ahora enfrentan grandes desafíos por parte de ella. Samsung está generando innovación tecnológica utilizando sus propias capacidades tecnológicas para desafiar a las empresas de países avanzados en el mercado global.*”.(Kichan Park, Murad Ali and Françoise Chevalier, *A spiral process model of technological innovation in a developing country: The case of Samsung*,2011,p.13)

En Chile Samsung cuenta con las oficinas corporativas ubicadas en Cerro el Plomo en la Región Metropolitana. Estas oficinas están a cargo de la gestión y coordinación de todas las operaciones de Samsung Chile y responden a la casa matriz de Samsung Latino América, la cual se encuentra en Brasil. También cuenta con su centro de distribución y bodega en Bodenor, además de sus múltiples centros de venta y centros técnicos ubicados a lo largo del país.

Como se describió, Samsung es una empresa sumamente multifacética y se escogió a esta empresa para el proyecto debido a la presencia de esta marca como vanguardia de la tecnología a nivel mundial y su enfoque al análisis de datos en sus múltiples áreas “La empatía y la visualización no siempre son suficientes para generar el respaldo interno necesario para un cambio radical. En algunos casos, los diseñadores de Samsung experimentan y perfeccionan sus ideas en el mercado, utilizando los datos del mercado para obtener respaldo” (Youngjin Yoo and Kyungmook Kim,2015, p 7). Donde el aporte que genera cada empleado es

valioso, sobre todo cuando se hacen presentes las culturas dentro de la empresa, ya que la cultura coreana es una que fomenta mucho el trabajar más y el enfrentar los desafíos saliendo de la zona de confort, generando un gran crecimiento en quien trabaja en sus instalaciones y aumentando el progreso con nuevas ideas cada día. Sobre todo, en el área donde se desarrollará el proyecto, área denominada MX la cual es la que presenta mayor cantidad de ventas para la compañía.

Contexto del Problema:

El problema que se detectó nace a partir de un proceso rutinario semana a semana entre las áreas de venta y de logística, donde ambas áreas deben realizar un forecast tanto de sell in como de sell out y, WOS e inventario correspondiente a las diferentes cuentas clave. Estos se utilizan para predecir las demandas de las cuentas clave, ya que se están pidiendo unidades en visión de lo que va a vender la cuenta y cuánto inventario esta posee. Ventas a operadores (AP1) introduce los datos al sistema con proyecciones de mercado que ellos estiman con un modelo de forecast basado en promediar las últimas 5 semanas de venta, "modelo además de introducir información que las cuentas le soliciten de manera explícita (por ejemplo: Claro solicita para la semana 25 que les lleguen 50 unidades del Galaxy S23, por lo tanto se introduce inmediatamente en el sistema) y AP2 recibe el forecast que ellos hacen directamente de casa matriz y aquí en Chile le agregan factores de información local.

Una vez introducidos en el sistema los pedidos a realizar según la predicción realizada, bodega recibe esos números y empiezan a hacer espacio para las unidades que estarían llegando en unas 4 a 5 semanas. Las unidades son almacenadas en un sistema basado en días donde se le da prioridad a los productos según un sistema de costo de inventarios, el cual categoriza los productos de la siguiente manera:

- BUENO: Producto frenado entre 1 a 30 días.
- MALO: Producto frenado entre 31 a 60.
- PÉSIMO: Producto frenado desde 61 días en adelante.

Dentro del departamento de ventas cada KAM debe tener un registro llamado PSI donde van sus forecast realizados y WOS donde también tienen la responsabilidad de cortar los pedidos a las cuentas cuando piden unidades que, según información pre-existente tienen muchas unidades en inventario del producto solicitado, lo que se denomina corte por WOS. Este forecast hoy por hoy mantiene un error promedio del 30,83% respecto al valor real del sell in. Esto supone un problema cada día miércoles en la reunión de SCM, ya que al pronosticarse por dos lados diferentes se generan discusiones respecto a las unidades disponibles para cada cuenta.

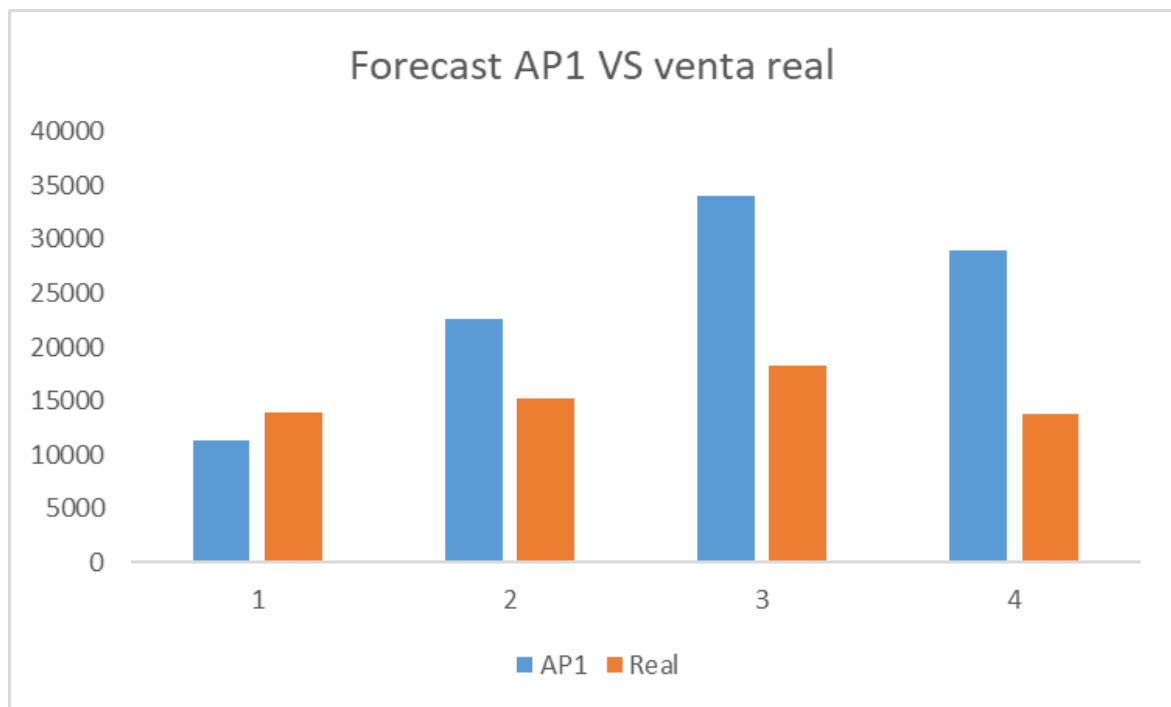


Gráfico 1: Forecast AP1 V/S venta real, elaboración propia con datos de sistema GSCM

De lo mencionado anteriormente, el departamento de ventas genera un forecast basado en un modelo de medias móviles de cinco periodos el cual como se ve en el grafico presenta un error significativo en comparación al valor de venta real. Este forecast es el denominado AP1.

En el área de logística, el forecast AP2 cuenta con un modelo también simple y similar al de AP1 solo que en vez de usar información comercial, utilizan información de producción de fábrica (por ejemplo al forecast de AP1 le afecta los días de descuentos extra o mercados a la alza/baja mientras que AP2 le afecta si la fábrica no tiene tal producto para enviar, por lo que ellos bajan las expectativas en el forecast). Ambos introducen la estacionalidad y ventas semana a semana según datos de las últimas semanas, pero como se mencionó antes, el de AP2 viene directo de casa matriz y aquí le hacen las modificaciones locales correspondientes.

Ambos pronósticos presentan considerables desviaciones respecto a la realidad, siendo el de AP1 el más inexacto con un error promedio del 30,83% en comparación con las cifras reales. Esta discrepancia conlleva a la solicitud de un mayor volumen de unidades para cumplir con las proyecciones iniciales de facturación, estimaciones que suelen excederse entre un 5% y un 22%. Esta práctica resulta en situaciones en las que el cliente se ve "forzado" a recibir más unidades de las que normalmente aceptaría, generando excedentes que, a pesar de los intentos de persuasión, el cliente puede no aceptar. Dichas unidades no recibidas se convierten en existencias al final del período (EOH), cuyos niveles varían según las necesidades de otros canales de venta, como el online, o la posibilidad de utilizar las EOH para satisfacer demandas futuras.

La acumulación de excedentes impacta negativamente en los niveles de Weeks of Supply (WOS), superando las 12 semanas, una cifra considerada alta e insostenible. Esto repercute directamente en la facturación mensual de los canales de ventas, generando meses con ingresos elevados que cumplen con las metas establecidas y otros meses con ingresos muy bajos que no logran alcanzar el 70% de la meta propuesta. Esta variabilidad afecta el ciclo

de abastecimiento de la empresa, ya que se produce un arrastre de unidades a lo largo de los meses, generando costos significativos de inventario (0,14 UF por metro cuadrado utilizado cada mes).

Para abordar estas complejidades, las áreas involucradas se reúnen semanalmente en el departamento de Supply Chain Management (SCM) para negociar las cantidades finales de unidades a solicitar. Estas negociaciones no solo se centran en cumplir con las demandas de AP1, sino que también tienen en cuenta las capacidades logísticas. En casos en los que se requieren unidades adicionales para satisfacer la demanda de AP1, se activa un "pull in" de productos, lo que añade una capa adicional de complejidad a la gestión del inventario y las operaciones logísticas. Este proceso refleja la necesidad de una revisión y optimización más profunda de los procedimientos de planificación y pronóstico para mitigar los impactos negativos mencionados.

Posteriormente y una vez realizado el pedido a fábrica se reciben las órdenes de compra del cliente, las cuales incluyen las unidades que este le compra a los KAM, las cuales no siempre son las mismas que se acordaron en un inicio (por ejemplo: el KAM de Wom acordó vender 50 S23 para la semana 21 pero la orden de compra pide realmente 40 unidades del producto). Esto deja unidades EOH. Este error obliga a los KAM a hacerse cargo de estas unidades y ver como las venden a sus clientes o si las traspasan a otras áreas para lograr deshacerse de ellas o en su defecto dejarlas generando costos extra de inventario. Si bien no existe datos registrados de cuantas veces se generan ventas verbales superiores a las órdenes de compra, si existe el porcentaje de EOH existentes en comparación al producto real, las cuales son en promedio 4,67% del pedido final del último trimestre.

A continuación, y a modo de ilustración un diagrama de Ishikawa que muestra de manera global las causas, síntomas y problema que se identificaron en la empresa en el canal de ventas a carrier.

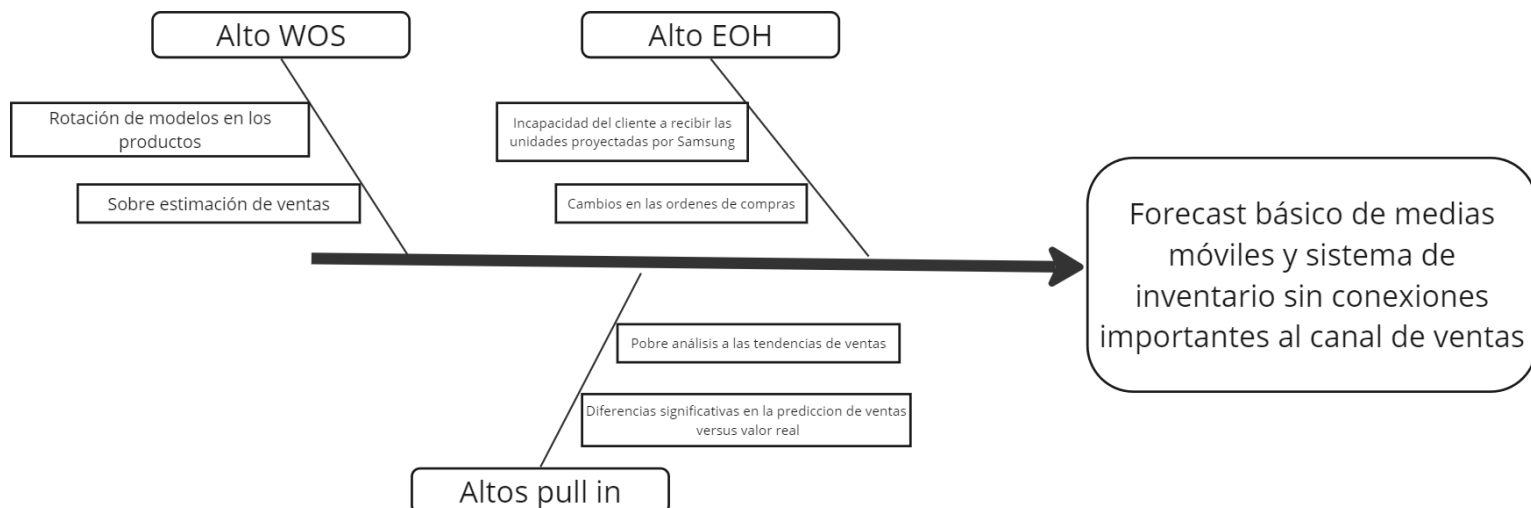


Diagrama de Ishikawa. Elaboración Propia.

Síntomas y causas:

Alto Weeks of Supply (WOS): El indicador de WOS presenta un promedio elevado de 17,51 para los próximos 4 meses, superando el máximo ideal de 10 semanas establecido por la política de la empresa. Esta situación conlleva a costos de oportunidad, derivados de la pérdida de ventas potenciales al cliente y, como consecuencia, a una disminución en la frecuencia y cantidad de sus futuras compras. Los costos asociados a cortes en WOS varían según el producto, pero presentan un promedio de 360 mil pesos por unidad no vendida debido a dichos cortes.

- Sobreestimación de Ventas: La constante interacción entre los Key Account Managers (KAM) y los representantes de cuentas clave lleva a acuerdos sobre las cantidades a solicitar. Sin embargo, la tendencia a la sobreestimación por parte de estos representantes resulta en pedidos que exceden las unidades efectivamente entregadas y vendidas durante el periodo considerado. Este fenómeno contribuye a la acumulación de inventario excedente en las bodegas de Samsung y de la cuenta clave correspondiente.
- Rotación de Modelos en los Productos: El canal de ventas de carriers presenta un extenso catálogo de productos que experimenta cambios anuales, introduciendo nuevas generaciones y modelos, especialmente en las líneas de productos más costosas. La continua renovación tecnológica y el sistema de inventario generan situaciones donde las unidades de productos de generaciones anteriores no se comercializan eficientemente, ocupando espacio en bodega durante periodos prolongados. Esta falta de rotación se traduce en niveles insalubres de WOS,

afectando la eficiencia del inventario y generando costos adicionales asociados a la gestión de productos obsoletos.

Alto End of Hand (EOH): Las unidades EOH representan un 4,67% del total del último trimestre, traduciéndose en un costo promedio de pérdidas de \$270,445 dólares debido a la falta de generación de ventas. Este índice se refleja también en un costo mensual adicional de 0,14 UF por metro cuadrado utilizado.

- Diferencias Significativas en las Predicciones de Ventas versus Valor Real: Los errores en las proyecciones de AP1 no solo conllevan sobreestimaciones, sino también subestimaciones en las ventas. Esto se traduce en la necesidad de generar pedidos de última hora o en periodos excepcionales, poniendo presión adicional en la logística para cumplir con la cantidad de unidades requeridas y alcanzar las metas establecidas, así como para atender pedidos extraordinarios de los clientes.
- Pobre Análisis de Tendencias de Ventas: El modelo de AP1 aborda el análisis de tendencias de ventas de manera poco precisa, basándose en promedios y datos subjetivos proporcionados por cada Key Account Manager (KAM) para el modelo de su cuenta. Este enfoque, que se basa en la observación superficial de cifras y en evaluaciones subjetivas de tendencias, carece de un método más profesional y estructurado para interpretar y aprovechar las verdaderas dinámicas del mercado

Altos Pull In: Aunque no existe un registro sistemático que cuantifique los pull in generados en ventas, el área de logística resalta un promedio mensual de uno a tres pull in por cada cuenta clave de venta. Esto significa que, por ejemplo, Claro podría generar pull in en dos de sus modelos, mientras que Entel solicita solo uno y WOM tres adicionales.

- Incapacidad del Cliente para Recibir Unidades Proyectadas por Samsung: Se presenta con frecuencia la situación en la que se realiza un pedido o un pull in con el objetivo de alcanzar las metas de ventas establecidas por la empresa, o simplemente para cumplir con el requerimiento del cliente. Sin embargo, en casos donde el cliente no puede recibir la totalidad del cargamento, los productos deben ser almacenados en las bodegas de Samsung hasta que otro cliente del canal de ventas solicite unidades del mismo.
- Cambios en las Órdenes de Compras: Como se mencionó anteriormente en el apartado de sobreestimación de ventas, se observan casos recurrentes en los que, durante las reuniones de ventas, el cliente indica que solicitará un número específico de unidades. Sin embargo, al generarse la orden de compra, se piden 10 unidades menos. En consecuencia, una vez que el cliente confirma el pedido, quedan unidades en End of Hand (EOH), por las cuales el Key Account Manager (KAM) debe asumir la responsabilidad. En el ejemplo mencionado, quedarían 10 EOH que el KAM deberá gestionar para su eliminación.

De los síntomas recién expuestos y tal como muestra el diagrama, el problema principal en el área de ventas de carrier es el forecast utilizado el cual tiene un error promedio en comparación al real del 30,38%, lo que lleva a incurrir en costos que varían según los productos pedidos, pero se mueve entre los 10 y 50 millones de pesos, en un periodo de un mes por cada cuenta clave que en total pueden llegar a 200 millones en total. (cabe mencionar que la diferencia entre los forecast AP1 y AP2 ES del 13,13%).

Estos errores existen debido al pobre sistema de predicción el cual se basa en utilizar una media móvil de cinco periodos que ignora factores críticos como estacionalidades y tendencias en el modelo matemático. Cuando se busca incluir estas el KAM lo hace “al ojo” viendo la media móvil y multiplicando sus valores proyectados por el valor que el estime conveniente e incluso a veces solo se coloca un número que al KAM le haga sentido según el periodo de venta que se está viviendo.

Asi mismo, como problema relacionado existe una deficiencia en el sistema de inventario y como este conecta a “Bodega” y “Canal de ventas” ya que ambas áreas manejan diferentes forecast que no mantienen ningún tipo de comunicación además de alertas por excedentes de productos EOH que envía logística. En otras palabras, tanto ventas como bodega solo se comunican en casos específicos tales como emergencias o alertas puntuales levantadas por logística, entorpeciendo el trabajo y dificultando el manejo de EOH.

Objetivos

Objetivo General:

El objetivo general de este proyecto está pensado para enfocarse en reducir los síntomas principales anteriormente descritos: alto WOS, alto EOH, altos pull in. Esto se logrará viendo la relación y problemática de origen que relaciona los síntomas la cual es el forecast generado por AP1, ya que este al ser una media móvil simple de cinco periodos, no toma en cuenta factores cruciales del mercado a la hora de generar ventas. En palabras concretas el objetivo general sería:

Desarrollar e implementar un nuevo sistema de pronóstico de demanda en 4 meses para abordar síntomas específicos. Medir la mejora mediante el KPI del error promedio de las predicciones semana a semana, buscando concretamente reducir el error de predicción del forecast sell in y sell out entre un 6-10%. El sistema perfeccionado estará en funcionamiento para el primer trimestre de 2024, contribuyendo directamente a la disminución de los síntomas identificados".

Objetivos Específicos:

Los objetivos específicos se basan en la directa alusión a los síntomas presentados, donde el modelo mejorado podrá disminuir sus negativos efectos en las siguientes proporciones:

- Las unidades end of hand (EOH):
 - Implementar estrategias específicas dentro del nuevo modelo para optimizar la gestión de inventario y evitar excesos de unidades que contribuyan a los altos niveles de EOH.
 - Disminuir End of Hand (EOH) en un 5% en comparación con los niveles actuales.
- Los altos niveles de WOS:
 - Desarrollar e implementar medidas efectivas en el nuevo sistema de pronóstico para reducir los altos niveles de Weeks of Supply (WOS) entre un 4-7%.
 - Identificar y abordar las causas fundamentales que contribuyen a los altos niveles de WOS, integrando soluciones prácticas y realistas en el nuevo modelo.
- Disminuir los constantes pull in generados por ventas:
 - Establecer mecanismos de monitoreo continuo que permitan identificar de manera proactiva situaciones que puedan dar lugar a pull in y tomar medidas correctivas anticipadas.
 - Evaluar regularmente el impacto de las mejoras implementadas, utilizando métricas específicas, y realizar ajustes adicionales según sea necesario para alcanzar la meta del 10% de reducción en los pull in generados por ventas.

Cabe recalcar que se busca cumplir todos estos objetivos antes del inicio del primer trimestre del año 2024

Medidas de desempeño

Las medidas de desempeño serán medidas directas de los síntomas y causas mencionados, las cuales son:

- Comparación del forecast con sell in y sell out entre AP1 y AP2. (Objetivo principal)
- Comparación del forecast con sell in y sell out entre AP1 y el valor real. (Objetivo principal)
- Cantidad de unidades EOH, a final de cada mes. (objetivo específico)
- El nivel de WOS promedio según producto estimado. (objetivo específico)
- El número de pull in generados cada mes y cuantas unidades son pedidas en el mismo. (objetivo específico)

Para saber si se lograron los objetivos, los KPIs deberán indicar los siguientes valores: Disminución en sell in y sell out en un 8%, las unidades end of hand en un 5%, los niveles de WOS un 5% y la cantidad promedio de pull in en un 10%.

Estado del Arte

Marco Teórico:

Hoy en día las empresas están optando cada vez más por un uso eficiente y sostenible de sus recursos, esto por los diversos desafíos económicos y sociales que se presentan en la actualidad. Los ODS de la ONU ayudan a ejemplificar esta problemática específicamente con el objetivo N°9, el de "Industria, Innovación e Infraestructura", el cual a grandes rasgos habla de un desarrollo económico y sostenible de las empresas en conjunto con la sociedad y el medio ambiente, o en otras palabras, *"La innovación y la infraestructura, pueden dar rienda suelta a las fuerzas económicas dinámicas, (...), estas desempeñan un papel clave a la hora de introducir y promover nuevas tecnologías, facilitar el comercio internacional y permitir el uso eficiente de los recursos."* (Naciones Unidas, 2015).

Si se busca en la literatura se puede encontrar un artículo de la Escuela de Información de la Renmin University of China, la cual habla sobre un modelo de minería de datos, en el cual se toman modelos de predicción básicos entrenados en datos históricos y selecciona el mejor modelo para cada producto en función de su rendimiento. El objetivo es proporcionar predicciones precisas para diferentes tipos de productos en lugar de solo uno, para posteriormente compararlos y poder predecir las ventas de los diferentes SKU's (Stock Keeping Unit). El modelo evalúa el rendimiento de cada modelo básico y selecciona el que proporciona las mejores predicciones para un SKU específico. Esto se logra mediante el análisis de factores relacionados con la clasificación de los productos. El objetivo es encontrar el modelo más adecuado para cada tipo de producto, lo que resulta en predicciones más precisas y útiles para los vendedores (Wenjie, H., 2015)

Por otro lado, existe un concepto llamado "Coopetividad modelo". La coopetividad se forma a través de la combinación de la cooperación y la competencia en las relaciones entre las empresas. Esta se logra mediante la identificación de oportunidades de colaboración, para luego establecer acuerdos entre las partes, compartir información, establecer metas y objetivos comunes, y finalmente evaluar y ajustar la estrategia desarrollada. Ahora bien, antes de iniciar este proceso, es imperativo primero transformar los datos de ambas partes y desarrollar un modelo matemático que permita determinar si las empresas eventualmente pueden ser o no coopetitivas, tomando así los datos y transformándola en información. El artículo de Jeremy

Ming titulado “Coopetitive Supply Chain Relationship Model:

Application to the Smartphone Manufacturing Network” habla sobre este tema y como se puede calcular este factor de coopetitividad, “El factor de coopetitividad se calcula mediante la comparación del valor de las interacciones competitivas y cooperativas de una empresa con el valor total de todas sus interacciones en la cadena de suministro.” (Ming, J. 2015). La fórmula para calcular este factor se expresa de la siguiente forma:

$$\text{coopetition factor for } i = \frac{V(\text{competition}_i \cap \text{cooperation}_i)}{V(\text{competition}_i \cup \text{cooperation}_i)} = \frac{V(\text{coopetition}_i)}{V(\text{all interactions}_i)}$$

En donde, el valor de las interacciones competitivas se define como el valor de los bienes y servicios comerciados de cooperación y competencia de una empresa A versus las otras empresas de la cadena de suministro. Por otro lado, el valor total de todas las interacciones se refiere al valor neto de todas las transacciones comerciales y relaciones que tiene la empresa A con las otras empresas de la cadena de suministro.

Si bien es una solución compleja hoy en día es un factor empresarial que genera altos beneficios funcionales para las empresas “El término de competitividad, según Sastre (2000), se ha convertido en la actualidad una exigencia para la supervivencia de las organizaciones. En este sentido, mediante la evaluación de la competitividad es posible conocer su estado con respecto a las demás, sus fortalezas y debilidades y así poder tomar decisiones estratégicas que proporcionen ventajas competitivas” (Sánchez, Luis Rodolfo UNEFA, 2012, p.7).

De la misma manera, en relación a los modelos de análisis predictivos, se pueden encontrar múltiples soluciones basadas en diferentes modelos de predicción que son sencillos de usar, como serían regresiones lineales o suavizados exponenciales, esto se define mejor en el libro “Análisis de la producción y las operaciones”, en donde se dice que: “Los pronósticos de suavizamiento exponencial y de promedios móviles se retrasarán en relación con una tendencia en caso de que la haya. Consideraremos dos métodos de pronóstico que representan específicamente una tendencia en los datos: el análisis de regresión y el método de Holt. El análisis de regresión es un método que ajusta una línea recta a un conjunto de datos. El método de Holt es un tipo de suavizamiento exponencial doble que permite un suavizamiento simultáneo en la serie y en la tendencia.” (Nahmias, 2007, p. 74).

También abarcando modelos más complejos como el modelo de análisis predictivo conocido como Support vector machine (SVM), el cual posee características en su modelo de predicción que aportarían a clasificar los niveles de demanda según categorías específicas, lo que es útil para la gestión de inventarios y planificación en la cadena de suministros. “hay tres características distintas cuando se utilizan Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) para estimar la función de regresión. En primer lugar, las SVM estiman la regresión utilizando un conjunto de funciones lineales definidas en un espacio de alta dimensión. En segundo lugar, las SVM llevan a cabo la estimación de la regresión mediante la minimización del riesgo, donde el riesgo se mide utilizando la función de pérdida ϵ -insensible de Vapnik. En tercer lugar, las SVM utilizan una función de riesgo que consta del error empírico y un término de regularización.” (Application of support vector machines in financial time series forecasting, VOL 29, p.312))

En el mismo tópico de modelos más complejos encontramos soluciones utilizadas en la industria con mayor frecuencia como la conocida librería del lenguaje de programación Python, llamada Prophet, Esta librería está diseñada para ser fácil de usar y permite a los usuarios realizar pronósticos precisos con relativa simplicidad. *“Describimos un modelo de pronóstico de series temporales diseñado para manejar las características comunes de las series temporales comerciales. Importante, también está diseñado para tener parámetros intuitivos que se pueden ajustar sin conocer los detalles del modelo subyacente. Utilizamos un modelo de series temporales descomponible (Harvey y Peters 1990) con tres componentes principales del modelo: tendencia, estacionalidad y días festivos.” (Taylor, 2018 VOL 72, p. 38).*

Por ultimo existen diversos modelos de cadenas de suministros que mejoran el número de unidades y manejo de inventario en bodega, conectándose directamente con ventas. Entre algunos ejemplos podemos encontrar modelos como:

- Justo a Tiempo (JIT) destaca por su enfoque en la entrega oportuna de productos, minimizando los niveles de inventario y los costos asociados. Este modelo impulsa la producción y el suministro en función de la demanda actual, asegurando una alineación estrecha entre la oferta y la demanda.
- Modelo de Cantidad Económica de Pedido (EOQ) se centra en la determinación óptima de la cantidad de unidades a ordenar para minimizar los costos totales de inventario. Al calcular la cantidad económica de pedido, se logra un equilibrio entre los costos de pedido y los costos de mantenimiento del inventario.
- Modelos personalizados que se adaptan a las necesidades específicas de las empresas. Estos modelos pueden incorporar variables como la ruptura de inventario, considerando cómo se gestiona esta situación crítica y la rapidez con la que se toman medidas correctivas.

La conexión directa entre estos modelos y las ventas es esencial para asegurar una alineación efectiva entre la oferta y la demanda del mercado. Los sistemas de gestión de inventario conectados a las operaciones de ventas permiten una planificación más precisa, reduciendo la posibilidad de excedentes o faltantes de producto.

Alternativas de Solución:

Respecto a lo recién mencionado como soluciones generales a la problemática expuesta surgen cuatro propuestas de solución posibles las cuales serán:

- Realizar múltiples modelos de predicción sencillos como el modelo de suavizado exponencial o regresiones lineales y comparar los errores de cada uno versus el valor real y luego elegir el mejor.
- Evaluar la posible competitividad con algún competidor directo de Samsung como sería Apple.
- Usar únicamente modelos de análisis predictivo complejos y evitar el uso de plataformas como Excel para realizar análisis más precisos.
- Cambiar el modelo de la cadena de suministros por uno que minimice los excedentes o faltantes de productos.

Si se aplica la solución de realizar múltiples modelos de predicción los números serían más certeros a la media móvil aplicada hoy en día, con una aplicación sencilla y datos fácilmente interpretables con costos prácticamente nulos debido a su sencilla aplicación en plataformas que permite la empresa como Excel. Solo se requeriría capacitaciones a los KAM para que ejecuten estos modelos sin errores y se acostumbren al cambio en el forecast y a la interpretación de los nuevos resultados. (Anexo 4 muestra cómo sería su implementación a grandes rasgos).

En el caso de la solución de modelos complejos de predicción de ventas, al superar con creces el modelo actual daría predicciones más elaboradas y cercanas a la realidad, con errores menores al 15% y por lo tanto útiles. Pese a lo anterior, estas requieren un nivel de expertis por parte del equipo que hoy en día no existe. Además, que las políticas herméticas en el uso de plataformas que Samsung posee no permite utilizar plataformas de trabajo como Visual Studio Code, Eclipse o NetBean, plataformas que serían esenciales para la programación de modelos complejos y sin ellas la dificultad aumenta mucho más. Para solucionar esto se debería contratar un equipo con las capacidades necesarias para implementar los modelos de manera correcta aun con las restricciones descritas. (Anexo 5 muestra cómo sería su implementación a grandes rasgos).

Si la solución fuera lograr la coopectividad (la mezcla entre competencia y cooperación) con otra marca, por ejemplo el competidor más grande que es Apple, Inc., resultaría beneficioso con conocimientos y uso de cadenas de suministro compartidas que disminuirían los costos de ambas empresas, tiempos de envío y mejoraría los sistemas de ambas, sin embargo al ser la coopectividad un modo de trabajo de dos lados ambos deben estar de acuerdo, cosa que no es posible hoy en día debido a la alta competitividad que existe entre las dos empresas y sobre todo a las políticas de Samsung. (Anexo 6 muestra cómo sería su implementación a grandes rasgos).

Respecto al modelo de cadena de suministro se baraja como opción que solucione las problemáticas planteadas un modelo de inventario del tipo JIT. Para ellos se debe agilizar la producción de Samsung y no depender únicamente de la fabricación en Corea y crear pequeños centros de producción en latino américa. Estos centros serían capaces de producir básicamente al pedido y reducir la espera de cinco semanas que mantiene el modelo actual de producción y suministros mejorando también el sistema de distribución “el concepto de compra JIT y la cantidad de recursos que se está dispuesto a invertir en estas decisiones implican compromisos importantes con beneficios potencialmente elevados. Se debe tomar una decisión que afecte al sistema de inventario” (Ranga V. Ramasesh, 1990,p.71). En otras palabras, una reestructuración completa a la cadena de suministros en Chile (Anexo 7 muestra cómo sería su implementación a grandes rasgos).

| Propuestas de solución | Ventajas | Desventajas |
|--------------------------------------|--|---|
| Modelos de predicción sencillos | <ul style="list-style-type: none"> • Aplicación sencilla • Bajos costos • Mejores predicciones | <ul style="list-style-type: none"> • Requiere de capacitación al equipo de ventas • Predicciones que aún mantienen un error porcentual significativo |
| Coopetitividad | <ul style="list-style-type: none"> • Nuevos conocimientos en diferentes áreas • Sistemas de entrega más rápidos | <ul style="list-style-type: none"> • Gran dependencia de la otra parte y que esté dispuesta a actuar en coopetitividad • Requiere cambio en las políticas internas para compartir información |
| Modelos complejos | <ul style="list-style-type: none"> • Predicciones más precisas respecto al valor real • Oportunidades para detectar nuevas estacionalidades y tendencias complejas | <ul style="list-style-type: none"> • Requiere de nuevo personal capacitado • Uso de plataformas que actualmente no se permiten en la empresa |
| Modelo de cadena de suministro (JIT) | <ul style="list-style-type: none"> • Ahorro en costos (a largo plazo) • Optimización en el sistema de inventariado • Mejora en sistema de envíos | <ul style="list-style-type: none"> • Costos muy elevados • Difícil de implementar • Completo cambio a la cadena de suministros actual • Solución a largo plazo |

Tabla 1: Matriz de ventajas y desventajas. Elaboración propia.

Dada la matriz mostrada se logra apreciar las ventajas y desventajas de cada solución propuesta dando cuatro soluciones factibles de las cuales una será elegida bajo los criterios de: Costos, complejidad, personal necesario, viabilidad y tiempo. (Los criterios a continuación serán ordenados de menor a mayor).

Costos:

- Modelos de predicción sencillos (200-800 mil pesos).
- Modelos complejos (1,5 millones por mes con ajuste de 300 mil extras al año).
- Coopetitividad (Costo especulativo, depende de los acuerdos comerciales a realizar).
- Modelo de cadena de suministros (Costo especulativo depende si se arregla un acuerdo comercial o si se debe formar una nueva infraestructura completa).

Complejidad:

- Modelos de predicción sencillos (pagar capacitaciones).
- Modelos complejos (Contratar un profesional).
- Coopetitividad (Generar investigación y crear alianzas comerciales).
- Modelo de cadena de suministros (alianza comercial o construcción completa de la cadena de suministros).

Personal:

- Modelos complejos (contratar a un solo profesional).
- Modelos de predicción sencillos (Alta resistencia de los KAM al cambio).
- Coopetitividad (Contratar una persona por área que este encargada de la relación con la alianza comercial generada).
- Modelo de cadena de suministros (Si se llega a realizar por alianza comercial únicamente se requeriría que el departamento de logística se adapte, de tener que hacerse desde cero, el personal a contratar superaría las cien personas).

Viabilidad:

- Modelos de predicción sencillos (alta viabilidad).
- Modelos complejos (alta viabilidad).
- Coopetitividad (viabilidad media).
- Modelo de cadena de suministros (de ser creado por alianzas su viabilidad es media, de ser construido desde cero su viabilidad es prácticamente nula).

Tiempo:

- Modelos de predicción sencillos (5 meses).
- Modelos complejos (7-9 meses).
- Coopetitividad (1-2 años).
- Modelo de cadena de suministros (2-10 años).

En base a todo lo expuesto la solución seleccionada es una mezcla entre la de modelos de predicción sencillos y la de modelos complejos, lo que sería crear un modelo de análisis predictivo que cuente con análisis de tendencias y estacionalidades. Sin necesidad de usar una plataforma de programación avanzada y que se adapte a medida que pase el tiempo.

La decisión es tomada debido al bajo costo y al poco tiempo en el que se puede implementar de forma viable la solución, además claro de la poca complejidad de la solución en comparación a las otras opciones y la opción de no tener que contratar personal para crear los análisis de manera constante. (Para más información relacionada a las soluciones ver anexos del 4 al 7).

| Riesgo | Probabilidad | Contramedida |
|---|--------------|--|
| Pedir mas o menos unidades de las que se vendan | Media-baja | <ul style="list-style-type: none"> • Vender unidades que sobren en operadores al sector de carrier y guardar como unidades EOH • Suplir con inventario |
| No cumplir con el minimo de unidades para pedir a fabrica | Baja | <ul style="list-style-type: none"> • Suplir demanda con inventario existente o pedir para abastecer mas de un periodo • Pedir a mas de un periodo |
| Rechazo del personal al nuevo modelo | Media | <ul style="list-style-type: none"> • Video/capacitaciones sencillas sobre el nuevo modelo |

Tabla 2: matriz de riesgos. Elaboración propia.

A partir de la matriz anterior se pueden detectar tres posibles problemas y su probabilidad y contra medida:

- Pedir más o menos unidades de las que se venden con probabilidad media baja ya que al iniciar con el forecast aún se estaría trabajando bajo bases que vienen mal pronosticadas hace 1 año y en caso de ser más de las que se venden se guarda en bodega y/o como EOH incurriendo en los costos pertinentes. De ser menos se supliría la demanda con el inventario actual de la compañía.
- No cumplir con el mínimo de unidades a pedir. Todos los productos de la empresa tienen un mínimo valor a pedir, ya que no se puede pedir un solo teléfono porque sería muy costoso así que les exige un mínimo de unidades, que de no poderse cumplir con lo predicho se buscará suplir con inventario o pedir para más periodos ya que es más costoso no tener que inventariar unidades.
- Rechazo del personal al nuevo modelo, todo el equipo de ventas lleva trabajando con sus propios modelos predictivos años, por lo que se podría presentar la resistencia al cambio (anexo 3 muestra de adaptación a cambios de este estilo) pero la empresa ya cuenta con capacitaciones en línea que pueden ser la solución para disminuir la resistencia al cambio.

Solución

Metodología:

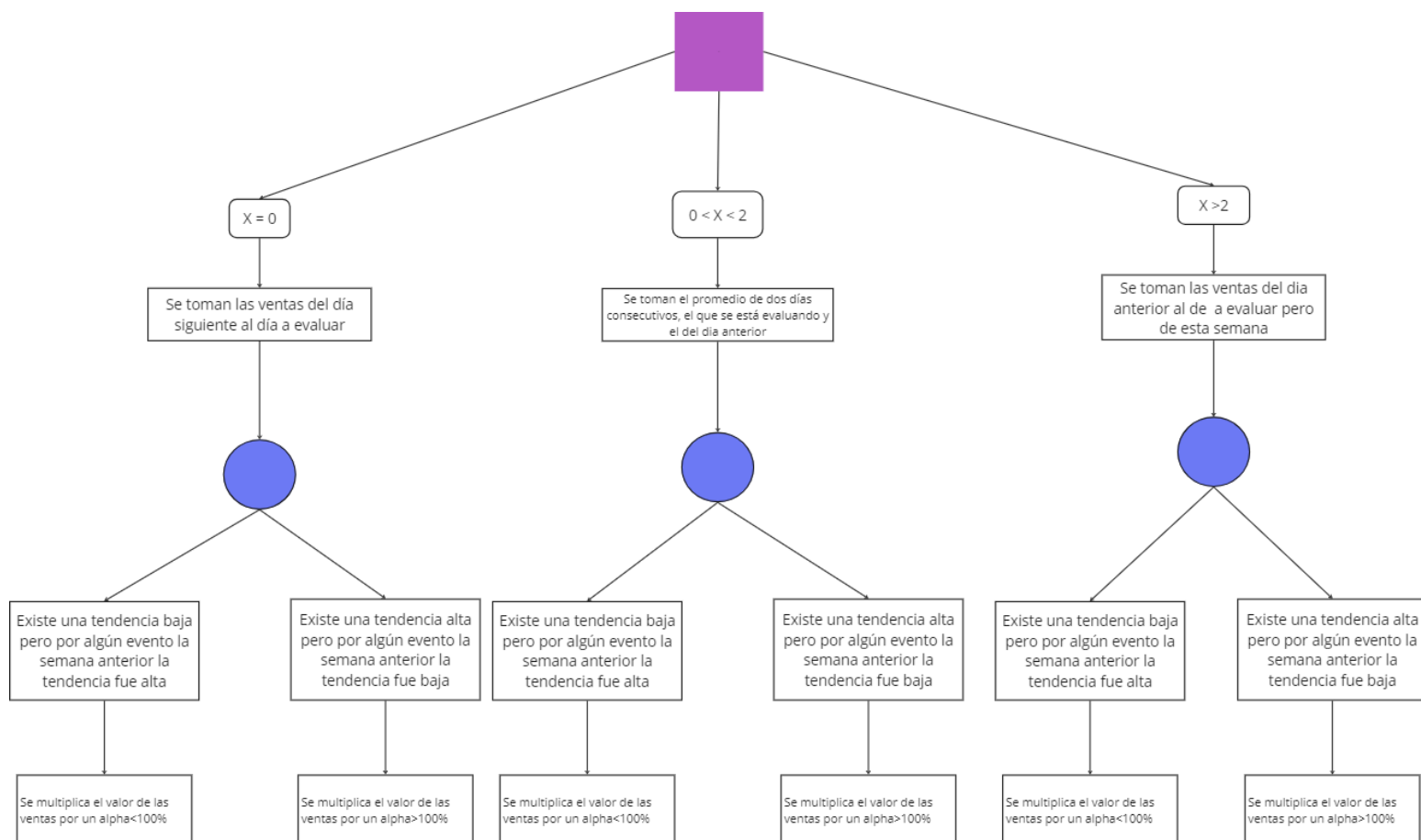
La metodología para utilizar será una basada en la conocida **AGILE**, para esto se seguirán las siguientes etapas:

Etapas 1: Se toman los datos de las últimas semanas para realizar el forecast y se verán los resultados.

Etapas 2: Se verifica el forecast imputado por logística (AP2) y se comparan con los forecast de AP1 y el realizado. Así se verifica si existe alguna mejoría respecto a los modelos actuales

Etapas 3: Se comparan los forecast con el resultado real de ventas de esa semana y se analizan los números y se ve como ajustar/mejorar el modelo de tal manera que se acerque lo más posible al valor real.

Etapas 4: Repetir las etapas cada semana.



Árbol de decisiones: Elaboración propia

El modelo creado se basa en un modelo del tipo árbol de decisión que toma en cuenta como factor principal las tendencias y mantienen cierta similitud con el alisado exponencial.

La creación del modelo se divide en tres factores:

Factor 1 (Tendencia diaria): Esta parte toma en cuenta las ventas generadas día a día en cada una de las tiendas que distribuyen productos de la marca Samsung comparando el promedio de dos días consecutivos y tomando en cuenta que toda tienda que venda más de un teléfono al día es un caso de tendencia al alza, lo que se acentúa si los dos días a comparar presentan ambos más de dos ventas.

Factor 2 (Tendencia semanal): El segundo factor evalúa las ventas de la misma semana, comparándolo con los valores del mes completo para ver si es una tendencia de las últimas semanas, algún tipo de estacionalidad como por ejemplo navidad o si es una tendencia de la esa semana en particular. De ser una tendencia de la semana en especial se suaviza el resultado multiplicando el valor del promedio de ventas por un alpha que regule el valor de la semana anterior.

Factor 3 (Tendencia anual): Una vez teniendo en cuenta los primeros dos factores el analista en cuestión toma el resultado y compara las tendencias y estacionalidades que existieron en el mismo periodo, pero de los últimos dos años, para aumentar o disminuir el factor de suavizado (alpha) para cada tienda reportada.

El modelo tal y como se ve en la imagen del árbol de decisiones parte por tomar el promedio de dos días consecutivos, el día que se busca predecir, pero de la semana pasada y el día anterior a ese (por ejemplo, si se está buscando predecir los valores para el día miércoles de la semana Z, se ve los valores de las ventas del día miércoles y martes de la semana anterior a Z) este valor es la denominada variable X. esta variable toma valores que se dividen en tres tipos:

- $X = 0$
- $0 < X < 2$
- $2 < X$

Dependiendo de que valore tome X el modelo utilizara datos diferentes para calcular una predicción.

$X = 0$:

Al ser 0 el valor de las ventas generadas por la tienda, este valor se ignora y no se utiliza para sacar el promedio, más bien se toman las ventas del día siguiente al día que se buscaría predecir ya que se asume como un estándar común la venta diaria de 1 modelo por tienda y puede que el valor se deba a factores que la tienda no reporta a Samsung (como por ejemplo que la tienda este cerrada ese día).

$0 < X < 2$:

Si el valor de X se mantiene en este rango el valor tomado es tal cual sea el promedio de los días calculados.

$2 < X$:

Si el promedio sobrepasa el valor de 2 en las ventas diarias, se toman las ventas del día anterior al día a evaluar, pero de la semana actual, no el de la semana pasada, esto con el fin de tomar la tendencia de ventas diaria lo más similar posible al día que se busca evaluar.

Una vez se tiene el valor de X en cuestión se revisa si el valor cuadra con las tendencias de las últimas semanas y se ve si se debe a que la semana de donde se sacaron los datos fue una situación excepcional ya sea de ventas altas o ventas bajas. En el caso de que la semana haya tenido ventas altas, aunque el mes mantenga una tendencia a la baja se multiplicara el valor de X por un alpha menor al 100% con la finalidad de suavizar el valor de la venta y ajustarlo a una clara tendencia a la baja. Lo mismo ocurre de tener bajas ventas en una semana que se encuentra con un mes con una clara tendencia al alza, pero ahora el valor de alpha es superior o igual al 100%.

A este punto del modelo ya estarían evaluadas las tendencias diarias y las semanales, por lo que el analista debe ahora revisar las tendencias anuales de ventas, es decir buscar los números de las ventas del periodo que busca predecir, pero de los últimos dos años y comparar la evolución de las ventas. Al comparar el analista en cuestión podrá determinar si debe acentuar aún más el alpha ya sea a la baja o al alza para suavizar aún más el modelo.

Este modelo a medida que pase el tiempo ira describiendo curvas de comportamiento en las ventas, logrando destacar las tendencias y estacionalidades de manera clara y objetiva, además de que se ira armando una tabla con los alphas utilizados por lo que la subjetividad con la que el analista decide usar el alpha se ira eliminando con el tiempo ya que los alphas se irán ajustando según las tendencias, dando factores de suavizados más precisos. En otras palabras, se dará origen a información que derivará en nuevas estrategias de ventas y mejores predicciones a mediano-largo plazo.

(En el anexo número 9 se encuentran imágenes de las líneas de tendencias generadas con la información recolectada y la tabla de alphas que se van registrando semana a semana)

Implementación:

Para la implementación del modelo se siguieron los siguientes pasos:

- 1- Se Recolecto toda la información de ventas por modelo y por tienda existente de los últimos dos años, referente al canal de ventas de carrier.
- 2- Se recolecto toda la información referente a las EOH y estadísticas de WOS existente de los últimos dos años y se realizó una encuesta anónima al equipo de ventas y logística para promediar la cantidad de pull in que realizan cada mes en promedio (esto debido a que no existe un registro verídico de cuantos pull in se realizan cada mes)
- 3- Se probó el modelo en paralelo al forecast de AP1 y AP2, y se fue comparando con los resultados de estos y el valor de ventas reales. Para poder ir desarrollando y ajustando el modelo de manera que diera las predicciones más cercanas al valor real. (Se recalca lo crucial que fue esta etapa ya que permitió desarrollar el modelo de la mejor manera posible ya que en este punto es cuando se aplicó la metodología AGILE que culmino en desarrollar el modelo mencionado).
- 4- Una vez terminado el paso 3 el modelo se somete a una prueba de R cuadrado comparándose al forecast de AP1, AP2, suavizado exponencial doble y triple, además de una regresión lineal múltiple. Además de comparaciones de errores para cada modelo, para confirmar la valides del modelo. (Ver anexo número 8 para información de las pruebas que se usaron para comparar los modelos)
- 5- Finalmente, el modelo completo es implementado para AP1 como único modelo de análisis predictivo del canal de ventas.
- 6- Se generó un enlace directo con bodega donde se les informo del cambio en AP1 y se generó un canal de comunicación directa para compartir el nuevo modelo y mantener

un sistema de inventariado acorde a las proyecciones realizadas y las ventas de manera inmediata.

Resultados

Tras la implementación absoluta del modelo se observaron los siguientes resultados en los KPIS mencionados a evaluar (todos los KPIS han sido evaluados con data de los últimos 2 meses hasta la fecha actual. **Recaltar que el forecast de AP1 es el ahora el modelo implementado**).

- Comparación del forecast sell in y sell out entre AP1 y AP2: Este indicador se vio afectado positivamente ya que disminuye la brecha entre ambos forecast a aproximadamente un 9%.
- Comparación del forecast sell in y sell out AP1 y valor real: Este indicador se vio afectado positivamente ya que disminuye la brecha entre los resultados a aproximadamente un 15,6%.
- Cantidad unidades EOH: Las unidades EOH bajaron en un 3,6% lo que favorece los costos y la logística en bodega además de que no se pierde producto en caso de no poder venderlos (casos de remate de producto que en general son un 20% de lo que quedó de las EOH).
- Niveles de WOS: Los niveles de WOS disminuyeron en 2,45 unidades (semanas) en promedio general.
- Numero de pull in realizados: El número de pull in realizado disminuyo y paso de ser un promedio de dos pull in mensuales a uno solo en promedio aproximado por cuenta clave.

En general los KPIS presenta un escenario positivo para el modelo implementado ya que existe una mejora en todos ellos, e incluso al ser un modelo que constante mente se mejora debido a la corrección en las líneas de tendencias mes a mes, se espera que para los próximos meses y años estos KPIS presenten una mejoría mayor a la descrita en este informe.

Impacto:

➤ Impacto financiero:

El impacto es claramente positivo ya que se disminuyeron las unidades EOH, disminuyeron los índices de WOS y pull in, disminuyendo tanto los costos por inventario como los costos por oportunidad generados por los indicadores recién mencionados. De cuantificar los resultados se arroja un valor aproximado entre 10 y 78 millones de pesos mensuales. (Se da un rango de valores y no un número preciso debido a la variabilidad de los pedidos mensuales, pero en los meses tras las implementaciones y analizando únicamente la mejora en los síntomas se presentaron ahorros que como mínimo mantuvieron un valor de 9,67 millones de pesos y un máximo de 78,3 millones de pesos)

➤ Impacto operativo:

A nivel operativo, el modelo ha introducido una nueva dinámica en el departamento de ventas, específicamente en las instancias conocidas como SCM (Supply Chain Management). Anteriormente, cada KAM (Key Account Manager) se encargaba individualmente de realizar sus proyecciones, operando de manera independiente. Actualmente, tras la ejecución del modelo por parte de cada KAM, el jefe de ventas asume la responsabilidad de comparar estas proyecciones con las líneas de venta y las tendencias de años anteriores. Este análisis se realiza para confirmar la necesidad de ajustar aún más el parámetro alpha en las predicciones generadas. Esta supervisión adicional ha optimizado significativamente los resultados. En el pasado, se experimentaba una suerte de freelance en las proyecciones, ya que cada KAM actuaba de forma aislada. Ahora, gracias a esta nueva estructura de supervisión, el equipo de ventas opera de manera más cohesionada, manteniendo un rendimiento conjunto en lugar de trabajar de manera individual.

➤ Impacto en el personal:

La implementación del modelo encontró cierta resistencia por parte del departamento al introducir un nuevo proceso. Para abordar esto, el modelo se diseñó en la plataforma de Excel de manera que gran parte del proceso se llevara a cabo de forma automática. Esto simplificó la labor del KAM, quien ahora solo necesita imputar las ventas de sus clientes, revisar las tablas de alphas creadas y aplicar el alpha correspondiente a las proyecciones generadas.

En este contexto, se puede destacar que el impacto de la implementación fue positivo, ya que la automatización y la simplificación del proceso contribuyeron a superar la resistencia inicial del equipo.

➤ Impacto al cliente:

Ante la implementación del nuevo modelo, se informó a las cuentas clave sobre la modificación en los pedidos recomendados. Se enfatizó la importancia de mantener un nivel adecuado de existencias (WOS) que beneficiara a ambas empresas. Además, se solicitó a las cuentas clave mantener una comunicación más constante en relación con sus informes de ventas. Este requerimiento se fundamenta en la naturaleza crítica de la información necesaria para garantizar la eficaz ejecución del modelo.

➤ Impacto medio ambiental:

Debido a la naturaleza del proyecto no existe un impacto medio ambiental significativo más allá de la reducción de pedidos generados por la necesidad a finales de mes de generar pull in para cumplir ciertas metas planteadas.

➤ Impacto estratégico:

El nuevo modelo propuso una alteración en la estrategia de ventas, ya que el departamento solía experimentar meses con numerosos pedidos, seguidos por meses con excesos de inventario, lo que generaba un patrón de "sube y baja" en los pedidos. Ahora, se introduce un modelo de pedidos más estables que permite mantener proyecciones de ventas más precisas. De alguna forma "normalizando" los tiempos de pedidos.

Conclusión

En la culminación de este informe y la ejecución del proyecto, se revela una perspectiva más crítica sobre la flexibilidad operativa de Samsung, contrastando su imagen pública. La dependencia exclusiva de herramientas como Excel para el análisis interno demuestra limitaciones en la adaptabilidad que no siempre coinciden con la percepción externa de la empresa. El modelo previamente empleado en el área de ventas a operadores en México exhibía deficiencias notables al basarse en un enfoque simplista, promediando 4 semanas de ventas sin considerar tendencias.

La implementación del nuevo modelo introduce una solución sencilla pero efectiva, marcando una mejora significativa respecto al enfoque anterior. Evidentemente, el análisis predictivo no ocupaba un lugar central en las consideraciones del área de ventas, y este proyecto ha destacado la importancia de incorporar herramientas más avanzadas.

Respecto a los Objetivos:

Error de Predicción de Forecast Sell In:

El error del nuevo modelo oscila entre el 19% y el 22% de error promedio, en comparación con el 30.83% del modelo anterior. Esta reducción favorece la planificación de entregas y ventas, evitando problemas de última hora en las reuniones de SCM al acercarse más a las cifras reales.

Error de Predicción de Forecast Sell Out:

El error del nuevo modelo varía entre el 15% y el 17% de error promedio, mientras que el antiguo presenta un 27.4%. Esta mejora facilita las negociaciones con las cuentas clave, permitiendo proyectar con mayor precisión las ventas según las preferencias de los clientes.

Unidades End of Hand (EOH):

La disminución del 3.6% en las unidades EOH representa un ahorro significativo en bodega y costos asociados, contribuyendo al eficiente manejo del inventario y la reducción de costos por espacio de almacenamiento.

Altos Niveles de WOS:

La reducción de los niveles de Weeks of Supply (WOS) de un promedio de 14 semanas a 11.5 semanas por producto favorece un flujo de venta constante sin la necesidad de realizar cortes debido a los niveles de WOS.

Número de Pull In Generados:

Aunque la cantidad de pull-ins disminuyó, la cantidad de unidades pedidas aumentó en un 54.6%, generando una mejora del 45.4%

en la eficiencia total debido a la consolidación de pedidos en uno solo. Se espera que este porcentaje disminuya aún más con el tiempo.

En términos de impactos, el modelo ha demostrado ser financieramente beneficioso, con ahorros estimados entre 10 y 78 millones de pesos mensuales. Operativamente, ha introducido una dinámica más eficiente en el departamento de ventas, superando resistencias iniciales y optimizando los procesos. A nivel estratégico, la normalización en los tiempos de pedidos marca un cambio significativo en la gestión de ventas, mejorando la proyección y eficacia del equipo.

En consecuencia, este proyecto no solo ha logrado corregir deficiencias en el modelo anterior, sino que ha sentado las bases para una gestión de ventas más avanzada y eficiente en Samsung, destacando la importancia del análisis predictivo en el contexto de la industria y la necesidad de adaptación constante.

Discusión

Logros y Valor Agregado:

El mayor logro de este proyecto radica en la implementación exitosa del nuevo modelo de predicción. A pesar de los desafíos inherentes, como la limitación de la plataforma Excel, el equipo logró desarrollar un modelo efectivo sin recurrir a lenguajes avanzados de programación. Este logro no solo representa una mejora sustancial con respecto al modelo anterior, sino que también demuestra la capacidad del equipo para superar limitaciones tecnológicas y generar soluciones innovadoras.

El valor agregado de este logro se refleja en la capacidad mejorada de planificación y toma de decisiones en el área de ventas. El nuevo modelo proporciona proyecciones más precisas y realistas, lo que permite una gestión más eficiente de inventario y una planificación estratégica más fundamentada.

Dificultades Superadas:

El trabajo en equipo se presentó como un desafío significativo, especialmente al integrar datos de diversas áreas, como ventas y logística, en el modelo. La necesidad de colaboración y la integración de diferentes perspectivas requerían un esfuerzo adicional para lograr cohesión y alineación de objetivos. A pesar de estas dificultades, el equipo demostró habilidades de adaptación y resiliencia para superar los obstáculos.

Áreas de Mejora y Lo que Faltó:

Una oportunidad de mejora identificada es la normalización del modelo, ya que su implementación semanal aún se encuentra en una fase de resistencia y exploración. Para maximizar su aceptación, se sugiere dedicar más tiempo en el área de ventas para estudiar y valorar los análisis realizados por logística y otras áreas. Esta mayor colaboración podría desbloquear el potencial completo del modelo y permitir una integración más efectiva de las perspectivas de toda la compañía.

Lo que faltó abordar adecuadamente fue la organización con el departamento de bodega. La implementación del nuevo sistema de inventariado y modelaje requería una mayor atención y orientación para garantizar una comprensión clara de los nuevos reportes generados y la interpretación de los resultados proporcionados por el modelo de forecast. Este aspecto podría haberse mejorado con sesiones de capacitación más estructuradas y una comunicación más proactiva con el personal de bodega.

Recomendaciones para el Futuro:

Para futuras implementaciones y desarrollos, se recomienda un enfoque proactivo en la normalización y aceptación del nuevo modelo. Esto implica dedicar esfuerzos adicionales para familiarizar a los equipos con la tecnología, brindar capacitación continua y fomentar un ambiente de colaboración que permita a cada área comprender y aprovechar al máximo las capacidades del modelo.

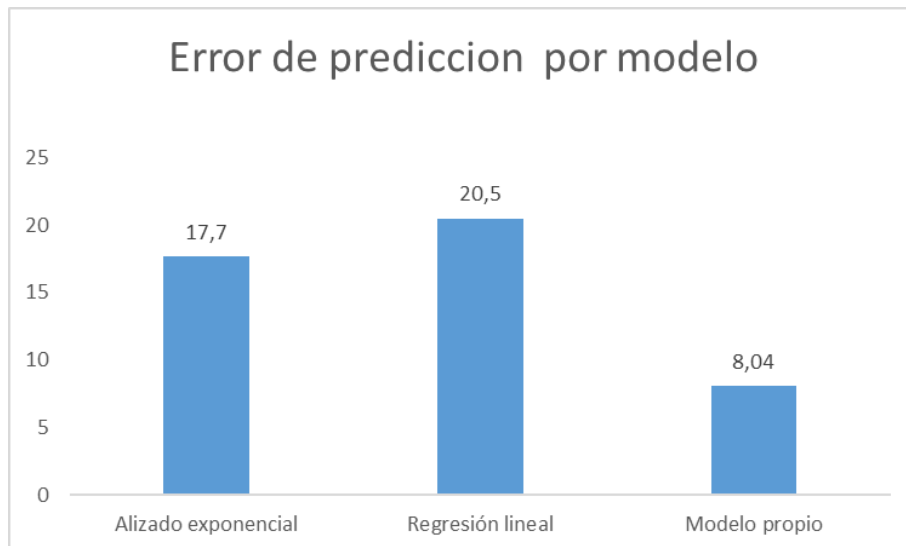
Además, se sugiere establecer una comunicación más estrecha con el departamento de bodega desde el inicio del proyecto, asegurando una transición suave hacia el nuevo sistema

y garantizando que el personal esté debidamente equipado para interpretar y utilizar los datos generados.

En resumen, el proyecto ha logrado avances significativos, pero reconocer las áreas de mejora y aprender de las lecciones proporcionará una base sólida para futuras iniciativas y garantizará un aprovechamiento completo de los beneficios del nuevo modelo de predicción en el entorno operativo de Samsung.

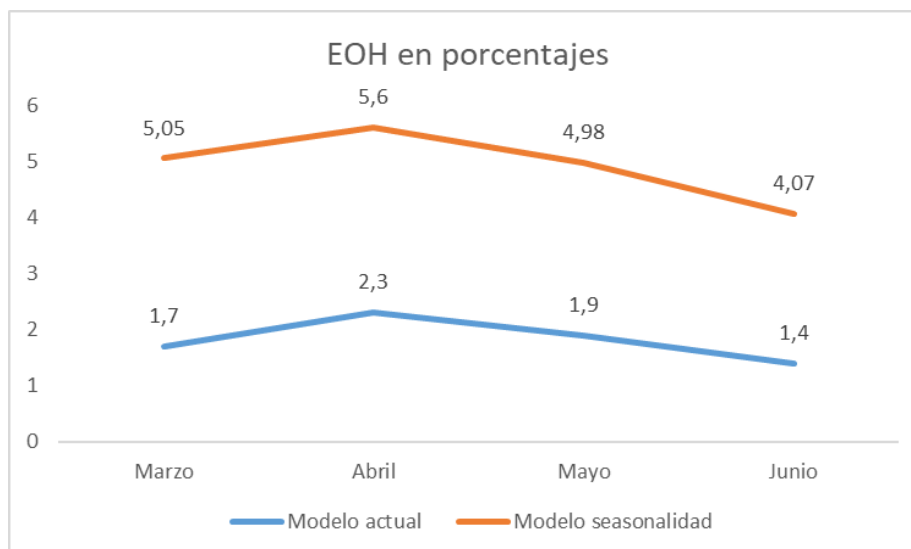
Anexos

Anexo n°1:



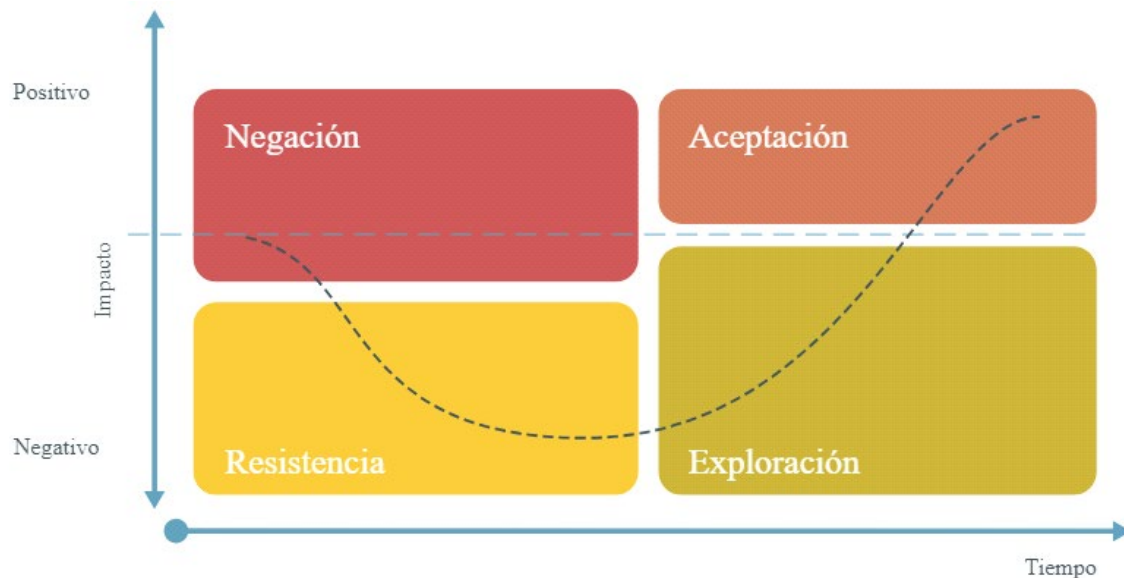
Elaboración propia con datos de Samsung Chile.

Anexo n°2:



Elaboración propia con datos de Samsung Chile

Anexo nº3:



Activa Conocimiento, Joan Cos Codina

Anexo nº4:

Para la implementación de la solución basada en implementar modelos de análisis predictivos sencillos como suavizados exponenciales o regresiones líneas se seguiría el siguiente paso a paso:

- 1- Búsqueda de algún curso o diplomado donde se enseñen modelos sencillos de predicción que puedan ser ejecutados en Excel. En este punto se habla de una inversión en cursos que varía entre los 200 a 800 mil pesos en diplomados de calidad por KAM sometido al curso.
- 2- Se pondría a prueba los modelos, haciendo que los KAM lo ejecuten y vean los números que arrojan sus nuevos métodos y se compararían estos tanto con la media móvil clásica ejecutada anteriormente como con el valor real reportado por la cuenta clave en cuestión.
- 3- De ser positivos los resultados de la comparación realizada en el paso 2 se buscaría implementar ya en su totalidad el modelo dejando atrás la realización de las medias móviles que se ejecutaban normalmente

Uno de los mayores impedimentos a esta implementación es la resistencia al cambio presentada por los KAM ya que estos son bastante reacios a cambiar sus métodos de trabajo actuales, por lo que en una instancia ideal se buscaría contratar a una sola persona que ejecute los modelos para cada cuenta, y reporte los resultados a los KAM.

Tiempo estimado: 5 meses.

Costo estimado: 200-800 mil pesos por capacitación.

Anexo nº5:

Para la implementación de la solución basada en implementar modelos de análisis predictivos complejos como SVM, KNN o librerías como prophet se seguiría el siguiente paso a paso:

- 1- Primero se buscaría tener la aprobación para utilizar software que pueda hacer factible la implementación de estos modelos (ya sea Visual Studio Code, Eclipse o NetBean), este proceso tiene un estimado de 2 a 3 meses de demora ya que Samsung tarda en dar respuesta a situaciones así (y aún más en la época de incertidumbre que vive la compañía gracias al mercado actual).

- 2- Se iniciaría el proceso de contratación de algún profesional con las capacidades para ejecutar estos modelos complejos sin ningún tipo de error.
- 3- Se iniciaría un periodo de prueba de los modelos donde el profesional ejecute los modelos planteados y los resultados se comparen con los forecast realizados por cada KAM y con los valores reales reportados por las cuentas clave.
- 4- Al ser positivos los resultados se fijaría al nuevo profesional como el encargado de los forecast de cada KAM.

Tiempo estimado: 7-9 meses.

Costo estimado: 1,5 millones de pesos por mes al profesional en cuestión más un ajuste de 300 mil pesos extra cada año.

Anexo n°6:

El modelo de cooepetividad busca conseguir alianzas comerciales tanto en valores netos como en conocimiento, un caso que involucra a la misma empresa Samsung es el de las pantallas para celulares donde Apple le compra las pantallas a Samsung para sus dispositivos. El lograr relaciones cooepetitivas trae muchos beneficios ya que cada departamento de la empresa puede beneficiarse de ello (dependiendo del acuerdo a firmar).

Para la implementación de esta solución se seguirían los siguientes pasos:

- 1- Buscar empresas del mismo rubro e investigar si sus sistemas de, logística, de ventas, de marketing, fabricas, etc... y si son de algún tipo de utilidad para Samsung y sus objetivos.
- 2- Hacer un listado de lo que Samsung como empresa podría ofrecer a otra para mejorarla sin revelar mayores secretos comerciales que afecten las ventas de los productos Samsung.
- 3- Presentar la información recolectada en el paso 1 y 2 a los altos mandos de Samsung y generar la propuesta de cooepetividad.
- 4- De ser aprobado el paso 3 se iniciarían los procesos de propuesta a otras empresas para crear la relación comercial y el inicio del sistema cooepetivo.

Hablar de un paso 5 es algo meramente especulativo ya que dependería de con que empresa se genera la alianza el seguir con el plan de cooepetencia.

Tiempo estimado: 1-2 años.

Costo estimado: incalculable ya que depende mucho del acuerdo a firmar cosa que actualmente es meramente especulativo.

Anexo n°7:

La implementación de un modelo como el JIT implica un cambio total en la cadena de suministros de Samsung Chile, por lo que su implementación se basaría en los siguientes pasos:

- 1- Crear una simulación realista de cómo sería el nuevo sistema y cuantificar los beneficios de un sistema como este versus el actual y un cálculo estimado de en cuanto tiempo se recuperaría la inversión.
- 2- Una vez aprobado el paso 1, realizar estudios respecto a donde convendría instalar nuevas fábricas de Samsung en Latino América ya que no se instalaría una fábrica única para Chile. O en su defecto buscar con que fabrica de electrónicos generar una alianza comercial para poder producir en América Latina sin los costos de crear una fábrica desde sus cimientos.

- 3- Una vez realizados los estudios o realizada la alianza comercial se tendría que crear nuevas rutas de distribución y abastecimiento para Samsung Chile. Además de crear nuevas rutas que minimicen costos para cada bodega de las cuentas clave que trabajan con Samsung ya que se estarían abasteciendo con mayor frecuencia.
- 4- Capacitación al personal de logística y ventas con el nuevo sistema de envío y reparto para con los clientes.
- 5- Implementación total del sistema del tipo JIT con toda la nueva estructura de la cadena de suministros.

Tiempo estimado: 2-10 años

Costos estimados: Calcular un costo estimado respecto a un proyecto de esta magnitud es en exceso complicado ya que se debe tener en cuenta los siguientes factores: Costo de terreno, infraestructura, edificaciones, maquinaria y equipo. Tecnología, permisos, mano de obra, materiales, entre otros varios. Sin embargo, de las soluciones propuestas se asume es la más costosa.

Anexo nº8:

-R cuadrado es una medida estadística utilizada en análisis de regresión para evaluar la proporción de la variabilidad en la variable dependiente que puede ser explicada por el modelo de regresión. proporciona una medida de la bondad de ajuste del modelo y se expresa como un valor entre 0 y 1. Para calcular esta medida se utiliza la siguiente formula:

$$R^2 = 1 - \frac{\text{Varianza residual}}{\text{Varianza total de la variable dependiente}}$$

-MAPE (Error Porcentual Absoluto Medio) es una medida de error comúnmente utilizada para evaluar la precisión de modelos de pronóstico. Este se calcula de la siguiente manera:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \times 100$$

(De Myttenaere, A., Golden, B., Grand, B. L., & Rossi, F. (2016)).

-MAE (error absoluto medio) mide la magnitud promedio de los errores entre los valores pronosticados y los valores reales. Este se calcula de la siguiente manera:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t|$$

(T.Chai and R.R.Draxler, 2014,p.1528)

-RMSE (Raíz del error cuadrático medio), este calcula la raíz de la media de los errores al cuadrado

$$RMSE = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2 / n \right)} = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^n (e_i)^2 / n \right)}$$

(Dulakshi Santhusitha & Kumari Karunasingha, 2022, volumen 252)

Anexo n°9:

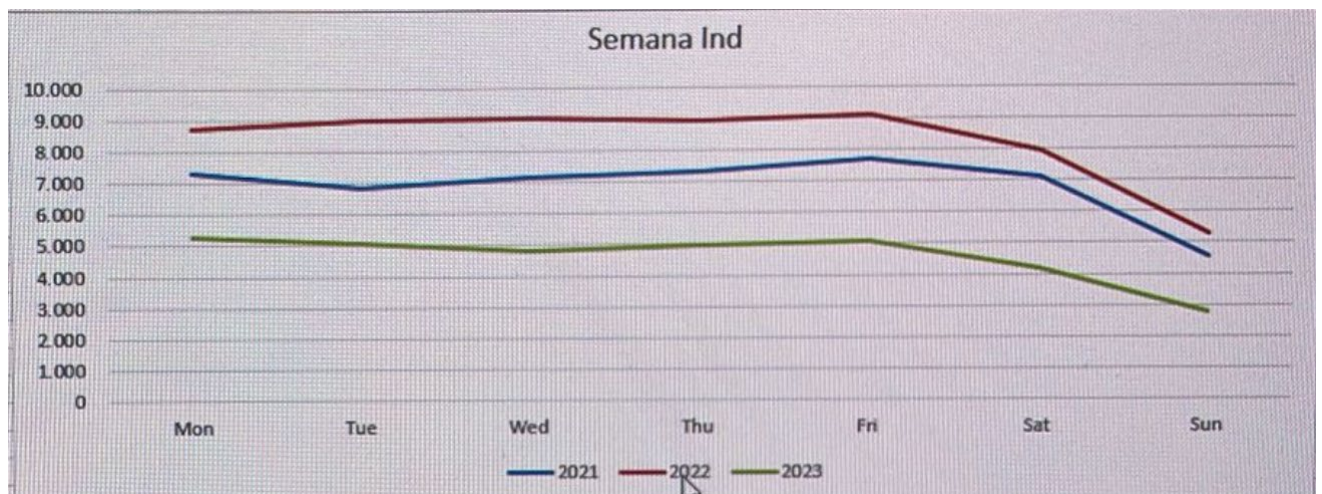
Ejemplo de tabla de alphas y las líneas de tendencias.

De ante mano se pide disculpa al lector por la calidad de las imágenes, pero debido a la política de Samsung no es posible mandar el Excel solicitado a un computador externo a la empresa

Alphas

| index | Mon | Tue | Wed | Thu | Fri | Sat | Sun |
|------------------|-----|------|------|------|-----|-----|------|
| ChileOperatorHHP | | 97% | 92% | 97% | 90% | 97% | 102% |
| ChileRetailHHP | | 97% | 113% | 108% | 89% | 82% | 97% |
| ChileSESHHP | | 150% | 100% | 120% | 90% | 80% | 90% |

Líneas de tendencias



Ejemplo de predicciones realizadas

| Mon | Tue | Wed | Thu | Fri | Sat | Sun |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 4.485 | 4.696 | 4.951 | 4.802 | 4.829 | 3.280 | 1.808 |
| 4.129 | 4.075 | 3.897 | 3.987 | 4.067 | 4.460 | 3.360 |
| 4.074 | 3.811 | 4.103 | 4.310 | 4.350 | 3.513 | 1.904 |
| 4.129 | 4.075 | 3.897 | 3.987 | 4.067 | 4.460 | 3.360 |
| 3.010 | 3.076 | 2.899 | 2.959 | 3.190 | 2.134 | 1.217 |
| 2.034 | 1.797 | 1.717 | 1.817 | 1.720 | 1.850 | 1.381 |

Referencias

- Huang, W., Zhang, Q., Xu, W., Fu, H., Wang, M., & Liang, X. (2015). A Novel Trigger Model for Sales Prediction with Data Mining Techniques. *Data Science Journal*, 14(0), 15. DOI: <https://doi.org/10.5334/dsj-2015-015>
- *Transformación Cultural Ágil y Responsable (TCAR)*. (2019, agosto 30). AIN: Asociación de la Industria Navarra. <https://www.ain.es/archivo-proyectos/metodologia-agile-tcar/>
- Kwok JJ, Lee DY. Coopetitive Supply Chain Relationship Model: Application to the Smartphone Manufacturing Network. *PLoS One*. 2015 Jul 17;10(7):e0132844. doi: 10.1371/journal.pone.0132844. PMID: 26186227; PMCID: PMC4506052.
- Kwok, J. J. M., & Lee, D.-Y. (2015). Coopetitive supply chain relationship model: Application to the smartphone manufacturing network. *PloS One*, 10(7), e0132844. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0132844>
- Codina, J. C. (1619165859000). *LA CURVA DEL CAMBIO. Gestionar y superar emocionalmente un cambio*. LinkedIn.com. <https://www.linkedin.com/pulse/la-curba-del-cambio-joan-cos-codina/?originalSubdomain=es>
- Recuperado el 20 de septiembre de 2023, de http://Chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/https://www.researchgate.net/profile/Sachin-Agarwal-2/publication/270895433_ECONOMIC_ORDER_QUANTITY_MODEL_A_REVIEW/links/54b8b65c0cf28faced623bc1/ECONOMIC-ORDER-QUANTITY-MODEL-A-REVIEW.pdf
- Ramasesh, R. V. (1990). *Recasting the traditional inventory model to implement just-in-time purchasing*. 31(1), 71. <https://www.proquest.com/scholarly-journals/recasting-traditional-inventory-model-implement/docview/199909142/se-2>
- Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. *The American Statistician*, 72(1), 37-45. <https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1380080>
- Tay, F. E. H., & Cao, L. (2001). Application of support vector machines in financial Time series Forecasting. *Omega*, 29(4), 309-317. [https://doi.org/10.1016/s0305-0483\(01\)00026-3](https://doi.org/10.1016/s0305-0483(01)00026-3)
- Sastre, H. (2000). Un modelo de competitividad empresarial basado en recursos humanos. Tesis Doctoral Universidad Complutense Madrid.
- Vol. 10 núm. 1 (2013): SEPTIEMBRE 2012 - FEBRERO 2013 | CICAG. (s. f.). <https://ojs.urbe.edu/index.php/cicag/i>
- yoo, Y., & KIM, K. (2015, septiembre). How Samsung Became a Design Powerhouse. HBR.ORG.
- Park, K., Ali, M., & Chevalier, F. (2011). A spiral process model of technological innovation in a developing country: the case of

Samsung. *ResearchGate*. <https://www.researchgate.net/publication/266523426>

- Miles, J. N. V. (2005). R-Squared, AdjustedR-Squared. *Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science*. <https://doi.org/10.1002/0470013192.bsa526>
- De Myttenaere, A., Golden, B., Grand, B. L., & Rossi, F. (2016). Mean absolute percentage error for regression models. *Neurocomputing*, 192, 38-48.
<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.12.114>
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? *Geoscientific Model Development*. <https://doi.org/10.5194/gmdd-7-1525-2014>
- Karunasingha, D. S. K. (2022). Root mean square error or mean absolute error? Use their ratio as well. *Information Sciences*, 585, 609-629. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.11.036>

