

Este documento se cita como

García-Sabater, Jose P. (2020)  
 Previsión de Demanda. Nota Técnica  
 RIUNET Repositorio UPV  
<http://hdl.handle.net/10251/152734>

## PREVISIÓN DE DEMANDA. NOTA TÉCNICA

### Contenido

Previsión de Demanda. Nota Técnica.....	1
Introducción. ....	2
Metodología de previsión.....	3
Determinar el uso de la previsión .....	4
Definir qué se quiere prever.....	4
Discriminar productos según la importancia de una adecuada previsión .....	5
Demanda y tiempo .....	6
Demanda Suave, Intermitente, Grumosa, Errática .....	7
Determinar el horizonte y el periodo .....	8
Seleccionar el método de previsión .....	9
Métodos sencillos de Previsión para demandas suaves basados en Series Temporales. ....	10
Métodos estáticos de Previsión para demandas suaves basados en Series Temporales. ....	11
Métodos Dinámicos de Previsión para demandas suaves basados en Series Temporales. ....	12
Métodos de Previsión para Productos de demanda intermitente, errática y Grumosa .....	13
Previsión de Demandas Máximas.....	15
Conseguir y limpiar los datos.....	17
Calcular la previsión y validar los resultados.....	17
Cómo reducir la incertidumbre en la demanda .....	19
BIBLIOGRAFÍA .....	19



## INTRODUCCIÓN.

Prever es ver antes. Preveer no es una palabra.

Prever es difícil, acertar es propio de profetas. Así que tan importante como prever es ser capaz de estimar el error que se puede cometer al hacer la previsión.

Dicho error se puede reducir (utilizando técnicas mejores) o se puede absorber, planificando adecuadamente.

Porque prever no es planificar. Planificar es la razón por la que necesitamos una previsión. Una mala previsión se corrige con una buena planificación, una mala planificación hace inútil una buena previsión.

Hacer previsiones y luego no utilizarlas es perder y hacer perder el tiempo (“ya lo decía yo”). Entre las previsiones habituales en la gestión de empresas está (o debiera estar) la previsión de precios y la previsión tecnológica.

Sin embargo las más útiles en Gestión de Operaciones son las previsiones de demanda –debiera hacerlas el departamento comercial que son los que saben pero desafortunadamente para un director de operaciones a los directores comerciales les basta con la previsión en euros por trimestres...

Así que el trabajo de prever la demanda, pasa del que debiera hacerlo (el departamento comercial que es el que trabaja con los clientes) al que necesita que se haga (el Director de Operaciones) que no dispone de más información que lo que ocurrió en el pasado (como si el pasado sirviera para conocer el futuro).

Pero, ¿qué prever? Si el stock es “la cantidad de producto que se guarda para necesidades futuras”, parece lógico pensar que es necesario conocer las necesidades futuras.

A la actividad de poner negro sobre blanco las necesidades futuras se le llama “previsión de la demanda”. Los que debieran hacer las previsiones no las hacen por miedo a equivocarse. Y, efectivamente, aquel que haga la previsión se equivocará.

Ciertamente nadie le echará la culpa de nada a quien nada hace. La cuestión es si alguien puede ser culpado por equivocarse al predecir el futuro

Prever la demanda es expresarla en unidades de producto final y con periodo semanal, exige un ejercicio matemático sustancialmente complicado. Los que saben de demandas futuras son los comerciales así que les debiera tocar a ellos.



Para poder prever la demanda, el primer paso es definir la unidad de previsión y un periodo de previsión (*time bucket*).

Cuando más nivel de detalle (en productos y en periodos) más difícil de acertar. Una previsión de ventas expresadas en euros y con periodo de previsión de un año, es un número relativamente fácil de conseguir. Hacer una previsión de demanda expresada en euros y trimestres para cada región comercial, no es una actividad compleja y además carece de riesgo: suele ser una profecía que se autocumplirá, salvo catástrofe, en cuyo caso todo error está justificado.

En cualquier caso, y sabiendo que el director de Operaciones finalmente tendrá que hacer la previsión es importante comenzar por entender que hay tres conjuntos de técnicas básicas (cualitativas, cuantitativas basadas en series temporales, y cuantitativas basadas en modelos causales)

El tipo de técnica adecuado varía en función del producto, del horizonte de planificación, el momento en el ciclo de vida del producto, el coste del error en la previsión, el tipo de demanda del producto a considerar...

El resto del capítulo se estructura como sigue en primer lugar se propone una metodología a través de la cual generar o producir una previsión. Sigue el capítulo atendiendo a cada una de las etapas de la metodología: determinar el uso de la previsión, definir qué se quiere prever. Sigue con un apartado dedicado a los tiempos y otro dedicado a los métodos. Continúa con una aproximación a la limpieza de datos y al cálculo efectivo de la previsión. Finaliza el capítulo con una aproximación a la validación y utilización de las previsiones.

## METODOLOGÍA DE PREVISIÓN

Se propone la siguiente secuencia de trabajo para establecer el qué, el para qué, el cuándo y el cómo. Solo entonces tiene sentido comenzar la actividad de prever y planificar (que no debieran ir disociadas)

La metodología tiene dos grandes tramos: uno en el que se decide qué y cómo prever, y otro en el que se ejecuta y utiliza la previsión.

En el primer tramo (el que nunca se ejecuta) se trata de:

1. Determinar el uso de la previsión
2. Definir qué se quiere prever
3. Establecer periodos y horizontes
4. Seleccionar el método

El segundo tramo (el que nunca funciona) trata de:

5. Conseguir y limpiar los datos
6. Calcular la previsión



7. Validar los resultados
8. Utilizar la previsión para generar planes

Evidentemente esta metodología implica iteración (dar marcha atrás en decisiones tomadas) y recursividad (sobre todo en el paso 8).

### **DETERMINAR EL USO DE LA PREVISIÓN**

Definir el para qué es necesaria la previsión permite seleccionar las herramientas y los parámetros que hacen falta de manera más adecuada.

El departamento de producción puede necesitar la previsión para hacer la planificación de producción (ya sea la planificación agregada, la maestra o la planificación de requerimientos de materiales) o para definir los parámetros de gestión de inventarios (stocks de seguridad, tamaños de lote).

El departamento de compras requiere buenas previsiones para definir el cuándo y el cuánto. Desafortunadamente para negociar los precios quizá es conveniente que no sepa tanto.

El departamento comercial con las previsiones puede formular estrategias, planificar gastos y promociones, establecer cuotas de ventas.

El departamento de personal planifica los recursos necesarios (personas, número de turnos, horas extras) y define las vacaciones, formaciones...

El departamento financiero establece mediante la previsión, los presupuestos operativos de cada sección y planifica el flujo de caja.

La dirección general planifica y controla de modo global las operaciones y reporta a los propietarios de la empresa.

### **DEFINIR QUÉ SE QUIERE PREVER**

Dado que prever es una actividad de difícil ejecución es muy relevante entender para qué es necesaria la previsión (qué decisiones se van a poder tomar) y cómo afectaría el error en caso de equivocación en la previsión.

Lo habitual en Gestión de Operaciones es que el plan se construya a partir de una previsión de ventas, que no es lo mismo que la previsión de demandas.

Prever las ventas exige conocer cuándo se recibirá el pedido, la composición del mismo y el momento y punto de entrega.

Prever adecuadamente las ventas permite reducir los excesos y las faltas de inventario mejorando el servicio al cliente. Además, puede facilitar sinergias de compra al mismo tiempo que reduce las urgencias y sus efectos (horas extra, personal)

En general son más fáciles de prever las series agregadas que las desagregadas. Se puede agregar por familias, por periodos, por regiones geográficas, por tipos de clientes.



También suelen ser más fáciles de prever las cantidades de pedido que los instantes en los que se pide.

El esfuerzo de prever detalladamente puede no compensar cuando el producto tiene baja demanda o bajo valor, cuando se vende a clientes que dan poco margen o cuando el producto tiene una vida muy larga, y/o con precios muy estables.

Combinar estimaciones “groseras” con descomposiciones cuantitativas basadas en experiencias pasadas puede dar buenos resultados.

### **DISCRIMINAR PRODUCTOS SEGÚN LA IMPORTANCIA DE UNA ADECUADA PREVISIÓN**

Pero además no todos los productos de un catálogo se deben tratar de la misma manera en el momento de prever sus ventas y su demanda. Aspectos que exigen diferente tratamiento son:

1. Esquema de aprovisionamiento (fiabilidad del proveedor, plazos de entrega, costes de compra)
2. Relevancia para el negocio (relevancia para los clientes, existencia de sustitutos, beneficio ligado a su operación, volumen ...)
3. Características de los productos (caducidad, riesgo de obsolescencia, valor a almacenar, cantidad de producto en la unidad de carga...)
4. Capacidad de gestionar la demanda (retrasando o anticipando entregas...)

Hacer un análisis ABC consiste básicamente en clasificar los productos (o los clientes) según un cierto criterio cuantitativo, discriminando según la importancia que puedan tener para la empresa. De este modo se crean subconjuntos respecto a dos variables que puedan aportar ideas sobre las acciones a tomar y por tanto sobre la necesidad de la previsión y el error que de la misma se puede asumir



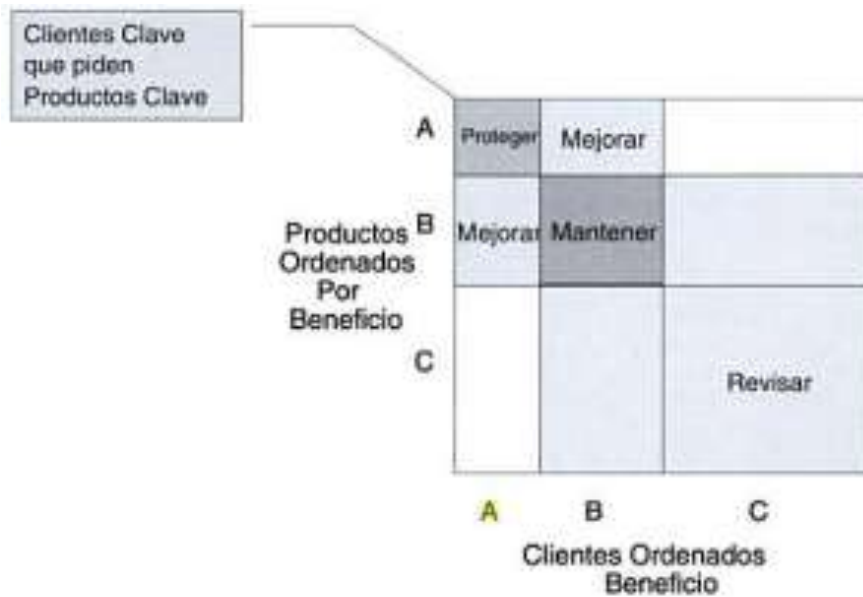


Ilustración 1: Análisis ABC Bidimensional y su uso para decidir modos mejores de gestión

Según se muestra en la Ilustración 1 un modo de clasificar en la que se propone que el objetivo para los productos clase A ligados a clientes clase A, requieren un nivel de protección mucho mayor que los productos clase C de clientes clase C, que probablemente ni siquiera deban ser tenidos en cuenta al prever.

## DEMANDA Y TIEMPO

La previsión de la demanda puede ser expresada en forma continua o en forma discreta. En el primer caso se da como unidades de producto por unidad de tiempo según una fórmula (generalmente una constante, pero podría ser una función del tiempo) para todo el horizonte de previsión, mientras que en el segundo caso se da como un valor (diferente o no) para cada uno de los *bucket periods* en los que está dividido el horizonte.

La previsión de la demanda puede ser de un único periodo (las ventas de flotadores en la campaña de verano de una tienda de playa) o en forma multiperiodo (las ventas de bolsas de 150 gramos de cacahuets en cada día para la próxima semana).

La demanda se denomina **independiente** cuando se desconocen los criterios por los que los clientes requieren la cantidad del producto que solicitan. La demanda es **dependiente** si se conoce la razón de la demanda, hasta el punto que es posible preverla de alguna manera a partir del conocimiento que se dispone de su uso



posterior. El ejemplo clásico de demanda dependiente es aquella en la que la demanda de un producto A depende de la fabricación prevista de otro producto B en el que el producto A va ensamblado.

La demanda puede ser **indefinida** en el tiempo o **limitada**. En el primer caso, la cantidad de stock al final del último periodo del horizonte, podrá ser utilizada en el periodo siguiente. Una demanda limitada en el tiempo implica que el producto sobrante al final del horizonte de previsión será inútil (al menos para el proceso que se está considerando).

### DEMANDA SUAVE, INTERMITENTE, GRUMOSA, ERRÁTICA

La demanda puede ser clasificada también en función de los periodos en los que toma valor no nulo, y según el comportamiento del valor no nulo. En la mayor parte de la literatura se propone medir la regularidad de los periodos no nulos midiendo la denominada ADI (*Average Demand Interval*).

$$ADI = \frac{\text{Número de Periodos}}{\text{Núm de Periodos No Nulos}}$$

Para medir la regularidad de las demandas se propone utilizar CV2, el cuadrado del coeficiente de variación de la demanda, para los periodos no nulos.

Considerando estos coeficientes (Syntetos, Boylan and Croston, 2005) proponen que un valor de ADI menor que 1.32 y un valor de CV2 menor que 0,49 corresponde a una demanda suave (*smooth*). Es decir, aquella demanda en que la mayor parte de los periodos tienen demanda y esa demanda es razonablemente estable.

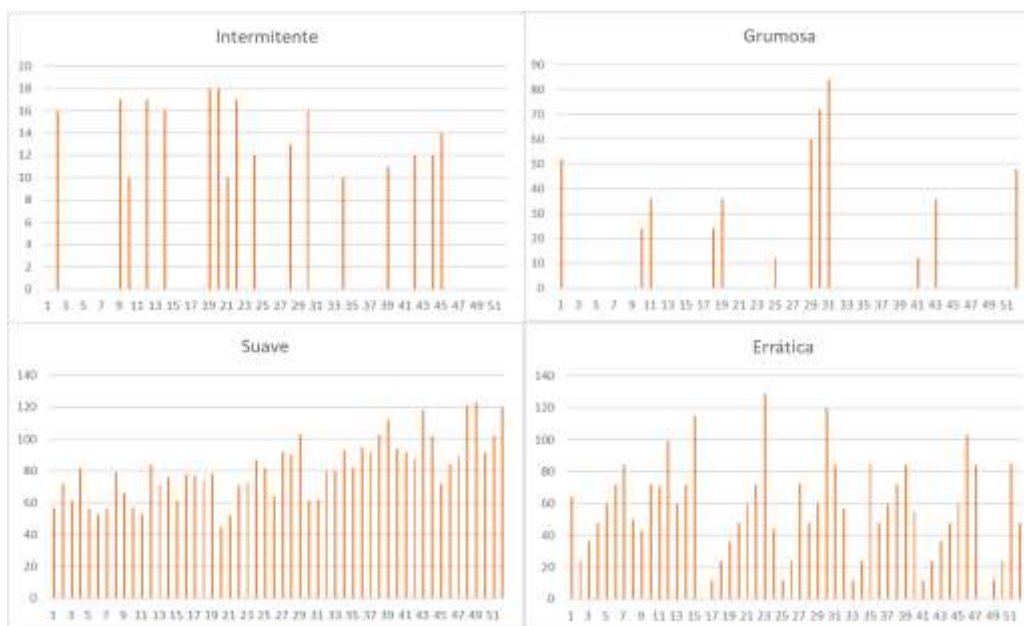


Ilustración 2: Tipos de demanda en función del intervalo entre demandas y de la variabilidad de la misma

Se denomina demanda intermitente a la demanda en la que  $ADI > 1.32$  pero  $CV2 < 0.49$ . Es decir, existen muchos periodos con demanda nula, pero la demanda es razonablemente estable, cuando hay demanda.

Con un  $ADI < 1.32$  y un  $CV2 > 0.49$  la demanda se denomina demanda errática. Hay pocos periodos de demanda nula pero la demanda tiene una alta variabilidad. Y se denomina demanda grumosa (*lumpy*) a la demanda en la que hay muchos periodos con demanda nula, y cuando hay demanda, ésta tiene mucha variabilidad.

La demanda suave es razonablemente fácil de prever. Los métodos basados en series temporales están incluso implementados en la Excel.

La demanda errática e intermitente es difícil de prever. Una propuesta es prever de manera diferente la distancia entre periodos de demanda no nula, y con otro método la demanda en los periodos no nulos. La decisión a tomar en ese momento es difícil, si se cree que no va a haber demanda, lo razonable es no disponer en stock, pero eso da miedo...

Una previsión de la demanda grumosa es probablemente inútil. Es preferible enfocarse en tener un stock de seguridad (o un sistema de aprovisionamiento adecuado) a hacer un esfuerzo tratando de mejorar la previsión.

#### DETERMINAR EL HORIZONTE Y EL PERIODO

Si la previsión exige anticipar el fenómeno en el tiempo, establecer el tiempo es básico. Por un lado, parece evidente que la calidad del detalle será menor cuanto más lejano el horizonte, aunque la agregación proporciona mejores resultados:

*“en 100 años todos calvos”*

Hay que recordar que en un esquema horizonte rodante, es decir de revisión periódica de la previsión y los planes a los que da lugar, los últimos periodos no sirven para ser cumplidos, sirven para que el modelo funcione sin un efecto fin de periodo.

El periodo de previsión (*time bucket*) elegido afectará a la calidad de la previsión. Si por ejemplo el producto tiene un periodo de uso de 15 días, es posible que una previsión de mayor nivel de detalle genere series poco estables.

En producción posiblemente se está interesado en tener previsiones con *time buckets* de horas, turnos o días, con un horizonte máximo de una semana. Sirve para recibir material, para programar la producción o para contratar personal en una ETT.

Fijar los niveles de producción, las compras o de contratación de personal pueden interesar horizontes de hasta 2-3 meses con periodos de días, semanas o quincenas.





La planificación financiera, de ventas, formación de recursos humanos, la realización de presupuestos suele requerir previsiones anuales en meses (naturales o de 4 semanas) pero también en quincenas o trimestres.

La planificación estratégica a más de 3 años, no suele ir desglosada en buckets menores de menos de un año (en ocasiones trimestres)

### SELECCIONAR EL MÉTODO DE PREVISIÓN

El método de hacer previsiones debe variar en función del objetivo perseguido y del nivel de detalle esperado. En general se puede decir que hay técnicas proyectivas (se basan en el pasado para tratar de adivinar el futuro) y técnicas prospectivas (se concentran en saber qué pasará en el futuro).

Hay modelos descriptivos que simplemente tratan de entender la relación entre las variables. Hay modelos predictivos que tratan de anticipar qué ocurrirá en el futuro si la organización toma decisiones. Hay modelos normativos que ayudan a tomar decisiones por la vía de anticipar el impacto de la misma. Hay modelos contrafactuales que tratan de responder qué hubiera pasado si se hubieran tomado medidas diferentes a las que se tomaron.

Otra clasificación definiría 4 tipos de herramientas

1. Técnicas Cualitativas: basadas en criterios subjetivos de expertos. Método Delphi, métodos de panel, análisis de escenarios, analogías históricas... Se usan cuando los datos son escasos.
2. Técnicas basadas en series temporales. Asumiendo que hay una relación entre el tiempo y el valor a predecir se trata de encontrar los diferentes elementos que compondrán la predicción. Medias Móviles,
3. Modelos Causales. Asumen que el valor a prever depende de múltiples criterios (lluvias, campeonatos deportivos, nivel de desempleo...). Destacan entre ellos los modelos de regresión, econométricos, índices de difusión... Y están cogiendo especial auge las técnicas denominadas de Machine Learning.
4. Modelos de Simulación. Asumiendo que los factores externos (escenarios) se combinan con limitantes internos (alternativas) la simulación ayuda a entender qué pasará si se produce una combinación de alternativas y escenarios.

De entre todas las técnicas, las más utilizadas en previsión de ventas son las técnicas proyectivas basadas en series temporales. Basándose en creencias más que en hechos, el ser humano tiende a suponer que el futuro se puede prever entendiendo el pasado. Por una relación no necesariamente justificada, se asume



que, si la demanda prevista se expresa en función del tiempo, es que la demanda depende del tiempo y puede ser prevista atendiendo a lo que ocurrió en el futuro.

Si se asume que existe una relación entre la demanda y el tiempo (el cronológico) se pueden utilizar métodos basados en series temporales. Eso son los sencillos, los complicados incorporan otros elementos como por ejemplo el tiempo (el otro, el meteorológico).

Categorizar los patrones de demanda permite seleccionar los métodos de previsión adecuados, y es un elemento esencial para poder gestionar adecuadamente los stocks.

Cuando la demanda es de tipo suave ( $ADI < 1,32$ ,  $CV2 < 0,49$ ) sería posible utilizar el tiempo como variable de previsión y utilizar técnicas que descomponen las fluctuaciones en series temporales.

La demanda puede ser estable, tener tendencia (positiva o negativa), ser estacional (depender del calor o del frío), o incluso tener un componente cíclico (con los ciclos económicos). Si la demanda se expresa en días, es posible que el componente día de la semana afecte a las ventas. Si la demanda se expresa en semanas, puede ser que el periodo de cobro de bonos afecte a las ventas.

Las previsiones basadas en series temporales se utilizan para prever la demanda de productos con demanda independiente, discreta, ilimitada y de movimiento rápido (aunque pueden ser utilizadas para cualquier otro tipo de demanda) que ya han tenido un pasado. Porque es el pasado el que se proyecta en el futuro.

Estos métodos intentan descomponer los diferentes elementos que intervienen en la demanda en función de su nivel (N), tendencia (T), estacionalidad (E). Algunos agregan un cuarto factor de ciclicidad (aunque para utilizarlo haría falta un histórico de datos del que generalmente no se dispone). Otros agregan una descomposición interior (por ejemplo, de los días de la semana) si el periodo de previsión (*time buckets*) son semanas.

### MÉTODOS SENCILLOS DE PREVISIÓN PARA DEMANDAS SUAVES BASADOS EN SERIES TEMPORALES.

El modo más sencillo de prever la demanda es asumir que será igual a la venta del último periodo del que se tiene un dato cierto.

$$F_{t+1} = D_t$$

Un modo de complicar dicho método es calcular la media móvil de la venta de los últimos N periodos. Dicho método se puede complicar ponderando la media móvil.



$$F_{t+1} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} \phi_i D_{t-i}}{\sum_{i=0}^{N-1} \phi_i}$$

Un método muy utilizado para incorporar datos de año anteriores (asumiendo por tanto que existe una cierta estacionalidad) es el siguiente



$$F_{t+1} = D_t \frac{D_{t-51}}{D_{t-52}}$$

Si la demanda tiene tendencia se puede utilizar también este método

$$F_{t+1} = D_t + D_t - D_{t-1}$$

### MÉTODOS ESTÁTICOS DE PREVISIÓN PARA DEMANDAS SUAVES BASADOS EN SERIES TEMPORALES.

Estos dos últimos no son más que expresiones simples de un método general que interpreta que existe una relación entre el tiempo y la demanda en función de 3 componentes: tendencia, estacionalidad y ciclicidad.

Dejando de lado la ciclicidad (exige datos históricos que en general no se tienen) se propone un método para calcular la previsión que se expresa según la siguiente fórmula.

$$F_{t+i} = (L + (t+i)T) S_{t+i}$$

Para obtener los valores de los elementos de la misma se parte de los datos de una demanda histórica  $D(t)$ , dividida en  $R$  años de  $P$  periodos cada uno.

En primer lugar se desestacionaliza la demanda

$$\bar{D}_t = \left[ D_{t-P/2} + D_{t+P/2} + \sum_{i=t+1-P/2}^{t+1+P/2} 2D_i \right] / 2P$$

Utilizando algún método de regresión lineal se estima  $L$  y  $T$  que mejor ajusta a la demanda desestacionalizada



$$\overline{D}_t = L + Tt$$

Es posible calcular el valor del factor de estacionalidad para los datos conocidos

$$\overline{S}_t = \frac{D_t}{\overline{D}_t}$$

El componente de estacionalidad de cada periodo estacional (j=1..P) teniendo en cuenta que hay R años de P periodos en los datos históricos queda del siguiente modo donde se calcula para cada uno de los p periodos del año una media de los componentes de estacionalidad de los periodos p de los R años anteriores

$$S_{t+i} = \frac{\sum_{k=0}^{R-1} S_{kP+\text{residuo}(t+i;R)}}{R}$$

### MÉTODOS DINÁMICOS DE PREVISIÓN PARA DEMANDAS SUAVES BASADOS EN SERIES TEMPORALES.

El método anterior confía en que el futuro será muy parecido al pasado y no da opción a adaptarse a los errores. Los métodos dinámicos, también denominados de alisado o lisaje, proporcionan ese aprendizaje.

La propuesta más sencilla consiste en buscar el  $\alpha$  que mejor ajusta la serie

$$L_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)L_{t-1} = \alpha D_t + L_{t-1} - \alpha L_{t-1} = L_{t-1} + \alpha(D_t - L_{t-1})$$

$$\text{Como } F_{t+1} = L_t :$$

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

El método de Holt propone que se consideren dos factores a considerar  $\alpha$  y  $\beta$  (uno para el nivel y otro para la tendencia. Así modificando cada uno de los factores tratando de ajustar al máximo el valor de L(t) con el valor de D(t+1)

$$L_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

Y a partir de los estimados de L y T es posible prever la demanda futura



$$F_{t+1} = L_t + T_t$$

$$F_{t+n} = L_t + nT_t$$

El modelo de Winter incorpora además la estacionalidad. En él se calculan por separado el nivel, la tendencia y la estacionalidad. Para cada periodo del histórico conocido se calculan el nivel la tendencia y la estacionalidad en función del error que se cometió en la previsión del periodo anterior.

$$N_t = \alpha \left( \frac{D_t}{S_t} \right) + (1 - \alpha)(N_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

$$S_t = \gamma \left( \frac{D_t}{N_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

$$P_{t+k} = (N_t + k \cdot T_t) S_{t-s}$$

Donde D es la demanda, N es el nivel, T es la tendencia y S es el factor de estacionalidad. t es el índice del tiempo, mientras que s indica el número de periodos que incluyen una estación concreta. P es la previsión para el periodo considerado que se obtiene tras aplicar los coeficientes  $\alpha, \beta, \gamma$  que son valores entre 0 y 1 que ajustan el valor futuro en función del error observado. Dichos valores se deben ajustar convenientemente. Si  $\beta, \gamma$  fueran nulos el factor de tendencia debiera ser 0, y el factor de estacionalidad constante.

Afortunadamente para el lector de este documento el mundo de la previsión está cambiando a pasos agigantados. La cada vez mayor disponibilidad de datos, y de herramientas para entenderlos, hace que no tenga mucho interés profundizar en ello. La omnipresente Excel tiene una función que se llama pronóstico que hace pronósticos... y eso es lo más básico y más fácilmente accesible.

Pero por otro lado hay herramientas que son capaces de prever la demanda de cerveza en función de la previsión de temperatura, de los partidos de futbol e incluso de las promociones que pretende hacer la competencia.

### MÉTODOS DE PREVISIÓN PARA PRODUCTOS DE DEMANDA INTERMITENTE, ERRÁTICA Y GRUMOSA

Si prever una demanda que se comporta de manera suave es un proceso complejo, mucho más lo es prever una demanda que en muchos momentos no existe.



Dos son los métodos más importantes para prever cuándo y cuánto. Desde el trabajo de (Croston, 1972) su método ha ido perfeccionándose y dando lugar a otros (por ejemplo (Boylan and Syntetos, 2007)). Básicamente pretenden separar por un lado la previsión de los periodos en los que habrá demanda no nula y por otro la demanda en esos periodos.

Para estimar la demanda se utiliza un esquema de suavizado exponencial como el explicado más arriba, y se estima la cantidad de periodos en los periodos en los que la demanda será nula.

Una aproximación sencilla y basada en la propuesta TSB (Teunter, Syntetos and Babai, 2011) para generar la previsión es la siguiente.

*Sea  $D(t)$ : la demanda real en el periodo  $t$*

*Sea  $F(t)$ : la demanda prevista en el periodo  $t$*

*Sea  $q$  un medidor de intervalos con demanda nula*

*Sean  $\alpha$  y  $\beta$  factores de alisado*

*Sea  $a(t)$  la estimación de demanda*

*Sea  $p(t)$  una estimación de probabilidad de demanda no nula*

La previsión se puede realizar del siguiente modo.

$a(0)=D(0); p(0)=0; q=0$

*Para cada valor  $t$  desde 1 hasta el último periodo con datos ( $T1$ )*

$a(t)=Si(D(t)=0;0); a(t-1); a(t-1)+ \alpha *[D(t)-a(t-1)]$

$p(t)=Si(D(t)=0; (1- \beta)*p(t-1); p(t-1)+ \beta *(1-p(t-1))$

$q(t)=si(D(t)>0; q(t-1)+1;0)$

*Desde  $t=T1+1$  hasta  $T2$*

$a(t)=a(t-1)$

$p(t)=p(t-1)$

$q(t)=si(F(t)>0;0;q(t-1)+1)$

$F(t)=si(q(t)*p(t)>1;a(t);0)$

En la siguiente imagen se puede ver cómo se ha implementado en una hoja de cálculo el anterior procedimiento



t	D	q	p	Forecast
0	0	0	0	1
1	5	0	2,5	1
2		1	2,5	0,8
3	12	0	7,25	0,84
4		1	7,25	0,672
5		2	7,25	0,5376
6	4	0	5,625	0,63006
7		1	5,625	0,304004
8		2	5,625	0,403251
9		3	5,625	0,322601
10	0	0	5,8125	0,458081
11		1	5,8125	0,366465
12	3	0	4,40625	0,493172
13		1	4,40625	0,394537
14		2	4,40625	0,394537
15		3	4,40625	0,394537
16		0	4,40625	0,394537
17		1	4,40625	0,394537
18		2	4,40625	0,394537
19		3	4,40625	0,394537
20		0	4,40625	0,394537

El procedimiento expuesto aquí arriba es muy sencillo y es parecido al que tienen por defecto algunas de las implantaciones de ERP más famosas (en el caso de que el consultor que lo implanta sepa distinguir demanda suave de demanda intermitente). Hay más procedimientos en (Waller, no date)

El procedimiento exige definir los valores de alisado  $\alpha$  y  $\beta$  que siempre serán menor que 1 y mayor que 0.

En cualquier caso, hay que recordar que siempre es más relevante definir para qué se va a utilizar la previsión que la calidad del resultado obtenido. Cuando la demanda es intermitente no comprar es una opción válida pero difícil de entender.

Como la orden de no-comprar es poco intuitiva se ha considerado conveniente plantearlo de otra manera. Imagine el lector un producto del que se venden 3 unidades al año y que esa venta sigue un patrón de demanda independiente (cada cliente compra cuando lo considera conveniente) Si el producto se puede comprar de uno en uno y se tarda en recibir 3 semanas ¿es razonable tener varios productos en stock? Una vez se vende la última unidad ¿es lo más económico adquirir otra unidad o es razonable esperar un mes o dos?

**PREVISIÓN DE DEMANDAS MÁXIMAS**

Es muy habitual que la previsión de la demanda en determinados entornos productivos sea el resultado de la explosión del plan a través de la lista de materiales de los productos que pretende fabricar el cliente (por ejemplo, en el sector del automóvil).

Es también muy habitual que ese valor no sea el más útil para hacer estimaciones de producción porque, entre otras razones, el plan maestro no suele ser tan maestro.

Por otro lado, en la empresa proveedora tampoco tienen necesidad de una excelente previsión de la demanda.

En realidad, debe estar cubierto para la peor de las situaciones (peor-mejor: máxima venta) independientemente de lo que dijera el plan. Lo razonable, en un entorno típico de producción contra stock, es fijar el nivel máximo de stock y rellenar contra él siguiendo un procedimiento de revisión periódica.

Esta misma situación se da en empresas de distribución con políticas de precio estilo “siempre precios bajos” que favorecen la estabilidad de la demanda.

En esos casos el único criterio de stock es tratar de definir el nivel máximo de stock a mantener en función de los periodos de revisión y plazos de aprovisionamiento.

(Asensio-Molina *et al.*, 2018) proponen 4 métodos para definir el nivel máximo de stock basándose en los datos de ventas y previsión de ventas disponibles. Utilizan como datos la demanda real pasada y la prevista.

En muchas ocasiones extender demasiado el horizonte de análisis incorpora en el análisis periodos temporales que ya no se parecen mucho a la situación actual. Por ese motivo, para calcular el máximo esperable parece razonable reducir el análisis a 20-25 periodos (si son días menos de un mes).

Los métodos propuestos tratan de definir el máximo de stock calculando la máxima demanda que puede ocurrir, analizando las demandas pasadas y fijando el nivel de demanda pasada o futura que puede ser considerada un *outlier*.

Para establecer el valor que establece que demanda sería un *outlier* se tienen en cuenta dos criterios: el de Chauvenet (Lin and Sherman, 2007) y el de Dixon (Dixon, 1950).

El primero utiliza el concepto de media y desviación típica y es útil cuando se dispone de muchas observaciones normalizadas y exige definir el nivel de error que se quiere cometer. El de Dixon sirve cuando no hay muchos valores disponibles (o los que hay no siguen una normal, por ejemplo, las ventas diarias en un supermercado donde los máximos se concentran en algunos días de la semana).

Si se ordenan las demandas en orden decreciente se tendría una serie  $M(1)..M(T)$  que tendría una media  $m$  y una desviación típica  $s$

1. El máximo valor ocurrido descartando el mayor si es atípico según el criterio de Chauvenet (Lin and Sherman, 2007). No se descarta el segundo mayor aunque lo fuera, porque implicaría que no era tan atípico.

$$M = Si(M_1 > m + z \cdot s; M_1; M_2)$$

2. El máximo valor ocurrido descartando los atípicos según el criterio de Dixon (Dixon, 1950) exige considerar sólo los 6 valores más altos-

$$M = Si\left(\frac{M_1 - M_2}{M_1 - M_6} \leq 0.56; M_1; M_2\right)$$





3. Previsión de máximo no atípico según criterio de Chauvenet (Lin and Sherman, 2007). Es el mismo cálculo que la estimación tradicional del OUL considerando stocks de seguridad

$$M = m + z \cdot s$$

4. Previsión de demanda máxima no atípica según criterio de Dixon (Dixon, 1950).

$$M = \frac{M_2 - 0,56M_6}{0,44}$$

Como se puede apreciar algunos métodos parecen más sofisticados que otros, también algunos métodos dan resultados más bajos que otros: ninguno es correcto, ninguno es incorrecto, son sólo previsiones.

### CONSEGUIR Y LIMPIAR LOS DATOS

Teniendo claros los modelos a utilizar el análisis de datos exige una limpieza previa. Los modelos de estimación de demandas máximas de hecho llevan incorporada dicha limpieza de datos, pero en general cuanto mejor sean los datos mejor será la previsión.

Limpiar los datos de demanda exige localizar los datos de ventas excepcionales (*outliers*). Generalmente estos se obtienen analizando los datos que exceden de lo previsto N desviaciones estándar del valor promedio.

Hay que eliminar también los cambios en los patrones de demanda, porque entran o salen competidores del mercado, aparecen nuevos mercados o los artículos pasan a otras fases del ciclo de vida.

Especial dificultad tienen los productos que son sustituidos por otros, sin una sistema que guarde el histórico de cambios, el histórico de ventas se pierde. Lo peor es que si la sustitución significa un cambio en el patrón (lo que es razonablemente una razón por la que cambiar el producto), puede ser que una vez trazado el cambio este no tenga especial interés.

En ocasiones no son las ventas de determinados productos las que deben ser limpiadas sino el propio periodo debe ser eliminado porque no representa la realidad esperable (épocas extremadamente frías o lluviosas, pandemias...).

### CALCULAR LA PREVISIÓN Y VALIDAR LOS RESULTADOS

En la actualidad se le puede pedir al sistema de previsión que incorpore todas las técnicas en una única técnica combinada y que proporcione el mejor valor para tomar decisiones.

Y aquí surge el primer problema: nunca hay un único valor. Pero la toma de decisiones con muchos valores confunde a mucha gente que quiere reducir su incertidumbre a cero para poder tomar decisiones. Es por ello que expresar la previsión de modo comprensible es un arte más que una ciencia.



Nuevamente hay que recordar que la mejor previsión no es aquella que se ajuste más a la realidad, sino aquella que permita tomar la mejor decisión. Así si sobredimensionar la demanda es más seguro que infravalorarla no será necesariamente mejor una técnica porque se ajuste más sino porque proteja mejor.

Las previsiones, predicciones o pronósticos nunca serán certeros. La evaluación de la previsión se puede hacer de un modo cualitativo que será siempre mejor trabajando en equipo, o de un modo cuantitativo, revisando el error que históricamente cada modelo comete.

Medida de error	Fórmula
MSE Mean Square Error	$Media\{e_t^2\}$
RMSE Root Mean Square Error	$\sqrt{MSE}$
MAE Mean Absolute Error	$Media\{ e_t \}$
MdAE Median Absolute Error	$Mediana\{ e_t \}$
MAPE Mean Absolute Percentage Error	$Media\{ p_t \}$
MdAPE Median Absolute Percentage Error	$Mediana\{ p_t \}$
sMAPE Symmetric Mean Absolute Percentage Error	$Media\left\{2 \cdot \frac{ Y_t - F_t }{Y_t + F_t}\right\}$
sMdAPE Symmetric Median Absolute Percentage Error	$Mediana\left\{2 \cdot \frac{ Y_t - F_t }{Y_t + F_t}\right\}$
MRAE Mean Relative Absolute Error	$Media\{ r_t \}$
MdRAE Median Relative Absolute Error	$Mediana\{ r_t \}$
GMRAE Geometric Mean Relative Absolute Error	$MediaG\{ r_t \}$
ReMAE Relative Mean Absolute Error	$MAE / MAE^*$
ReRMSE Relative Root Mean Squared Error	$RMSE / RMSE^*$
LMR Log Mean Squared Error Ratio	$\log(ReRMSE)$
PB Percentage Better	$100 \cdot Media\{I\{ r_t  < 1\}\}$
PB(MAE) Percentage Better (MAE)	$100 \cdot Media\{I\{MAE < MAE^*\}\}$
PB(MSE) Percentage Better (MSE)	$100 \cdot Media\{I\{MSE < MSE^*\}\}$

Tabla 1 – Medidas de error de pronóstico. Adaptado de De Gooijer y Hyndman (2005)

Entre todas las técnicas MAPE es muy utilizada pero presenta sesgos que favorecen previsiones por debajo de los valores reales. Utilizar sMAPE resuelve ese sesgo pero sobrevalora demasiado las demandas por encima de cero.

Es relevante también conocer que el error puede llegar a ser tan grande que la previsión en realidad no sea útil. Para ello se puede utilizar la denominada *Tracking Signal*. Se admite que una previsión es buena si TS está entre -6 y 6

$$-6 < TS_t = \frac{\sum_{\tau=1}^t (F_\tau - D_\tau)}{\frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t |F_\tau - D_\tau|} < +6$$



## CÓMO REDUCIR LA INCERTIDUMBRE EN LA DEMANDA

La demanda es incierta y muchas empresas viven gracias a ello. La cuestión es cómo reducir la incertidumbre y así ajustar mejor los procedimientos.

Mejorar los métodos de previsión parece una estrategia adecuada, aunque en muchas ocasiones no es necesario sofisticar más el método sino entender mejor el problema.

La incertidumbre es siempre mayor cuanto más alejada en el futuro es la previsión, por ello, disponer de políticas de respuesta rápida (acelerando los métodos de entrega, utilizando capacidad sobrante en otros sistemas) reduce la necesidad de la previsión.

La compra de grandes cantidades no reduce la incertidumbre pero si el efecto de la misma, porque se reduce el número de veces que se puede cometer error además de que se agrega la demanda para muchos periodos.

Agregar la demanda de diferentes orígenes generalmente reduce la incertidumbre. Es habitual que un número grande pequeños centros se enfrenten a demandas erráticas que una vez agregadas son demanda razonablemente suave, y por tanto fácilmente predecible.

Y si no es posible reducir la incertidumbre, siempre se puede trabajar en protegerse de ella (evidentemente).

Las previsiones de ventas las debe hacer comercial porque es quien conoce la realidad. Sus periodos y horizontes son diferentes de los de compras y operaciones.

La falta de previsión (o su calidad inadecuada) es un problema en el día a día para operaciones y para compras que repercute en el desempeño de ventas y por tanto en las finanzas de la empresa. Hacer la previsión de manera coordinada con planificación reduce mucho el efecto de los errores. Para ello se inventa el Sales and Operations Planning


S&OP es la función de definir el nivel de producción (plan de producción) y otras actividades que satisfagan del mejor modo posible los niveles de venta planificados al mismo tiempo que cumple los objetivos de rentabilidad, productividad, cumplimiento de plazos de entrega (u otros) que se hayan definido como prioridades para la empresa. La característica fundamental de un buen SOP es que se produce en una sala de reuniones. Y las decisiones se toman de común acuerdo.

Desde luego que se soportan sobre excels, y sobre informes, pero todos conocen las limitaciones de todos los demás y se adaptan a ellas.

Es un sistema integrado de procesos que implica a todos los departamentos relajando algunas de las restricciones que anteriormente estaban impuestas a cambio de iterar más veces en la definición de los planes

## BIBLIOGRAFÍA

Asensio-Molina, V. *et al.* (2018) 'Setting the Order-Up-to Level in a Retailer: Challenges

 <p>This obra by Jose P. Garcia-Sabater is licensed under a Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 3.0 Unported License.</p>	<p><a href="http://hdl.handle.net/10251/152734">http://hdl.handle.net/10251/152734</a> ROGLE - UPV</p>	<p>19 de 20</p>
-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----------------

and Empirical Comparison of Simple Methods', in *International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*. Springer, pp. 217–224.

Boylan, J. E. and Syntetos, A. A. (2007) 'The accuracy of a modified Croston procedure', *International Journal of Production Economics*. Elsevier, 107(2), pp. 511–517.

Croston, J. Do (1972) 'Forecasting and stock control for intermittent demands', *Journal of the Operational Research Society*. Taylor & Francis, 23(3), pp. 289–303.

Dixon, W. J. (1950) 'Analysis of extreme values', *The Annals of Mathematical Statistics*. JSTOR, 21(4), pp. 488–506.

Lin, L. and Sherman, P. D. (2007) 'Cleaning data the Chauvenet way', *The Proceedings of the SouthEast SAS Users Group, SESUG Proceedings, Paper SA11*.

Syntetos, A. A., Boylan, J. E. and Croston, J. D. (2005) 'On the categorization of demand patterns', *Journal of the Operational Research Society*. Taylor & Francis, 56(5), pp. 495–503. doi: 10.1057/palgrave.jors.2601841.

Teunter, R. H., Syntetos, A. A. and Babai, M. Z. (2011) 'Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence', *European Journal of Operational Research*. Elsevier, 214(3), pp. 606–615.

Waller, D. (no date) *Methods for Intermittent Demand Forecasting*.

