

Aplicaciones y métodos de pronóstico

	Horizonte de tiempo	Exactitud requerida	Número de pronósticos	Nivel administrativo	Método de pronósticos
Aplicaciones de pronóstico para las decisiones operativas					
Diseño del proceso	Largo	Mediana	Uno solo o pocos	Alto	Cualitativo o causal
Planeación de la capacidad de las instalaciones	Largo	Mediana	Uno solo o pocos	Alto	Cualitativo y causal
Planeación agregada	Mediano	Alta	Pocos	Mediano	Causal y series de tiempo
Programación de la producción	Corto	La más alta	Muchos	Bajo	Series de tiempo
Administración del inventario	Corto	La más alta	Muchos	Bajo	Series de tiempo
Aplicaciones del pronóstico en marketing, finanzas y recursos humanos					
Programas de marketing a largo plazo	Largo	Mediana	Uno solo o pocos	Alto	Cualitativo
Decisiones de fijación de precios	Corto	Alta	Muchos	Mediano	Series de tiempo
Introducción de nuevos productos	Mediano	Mediana	Uno solo	Alto	Cualitativo y causal
Estimación de costos	Corto	Alta	Muchos	Bajo	Series de tiempo
Presupuesto de capital	Mediano	Alta	Pocos	Alto	Causal y series de tiempo

Métodos cualitativos de pronóstico

Métodos cualitativos	Descripción del método	Aplicaciones	Exactitud			Identificación de los puntos de inflexión	Costo relativo
			A corto plazo	A mediano plazo	A largo plazo		
1. Delphi	El pronóstico se desarrolla por medio de un panel de expertos que responden una serie de preguntas en rondas sucesivas. Las respuestas anónimas del panel se realimentan a todos los participantes en cada ronda. Se pueden requerir de tres a seis rondas para obtener la convergencia del pronóstico.	Pronósticos de ventas a largo plazo para la planeación de la capacidad de las instalaciones. Pronósticos tecnológicos para evaluar cuándo podrían ocurrir cambios tecnológicos.	Regular a muy buena	Regular a muy buena	Regular a muy buena	Regular a buena	Mediano a alto
2. Estudios de mercado	Paneles, cuestionarios, mercados de prueba o encuestas que se usan para recopilar datos sobre las condiciones del mercado.	Pronósticos de las ventas totales de la compañía, de grupos mayores de productos o de productos individuales.	Muy buena	Buena	Regular	Regular a buena	Alto
3. Analogía del ciclo de vida	La predicción se basa en las fases de introducción, crecimiento y maduración de productos similares. Aplica la curva de crecimiento en ventas con forma de S.	Pronósticos de ventas a largo plazo para la planeación de la capacidad o de las instalaciones.	Deficiente	Regular a buena	Regular a buena	Deficiente a regular	Mediano
4. Criterio informado	El pronóstico lo puede realizar un grupo o un individuo con base en la experiencia, presentimientos o hechos acerca de la situación. No se emplean métodos rigurosos.	Pronósticos de ventas totales y de productos individuales.	Deficiente a regular	Deficiente a regular	Deficiente a regular	Deficiente a regular	Bajo

Pronósticos por series de tiempo

$$y(t) = (a + bt)[f(t)] + e$$

donde

$y(t)$ = demanda durante el periodo t

a = nivel

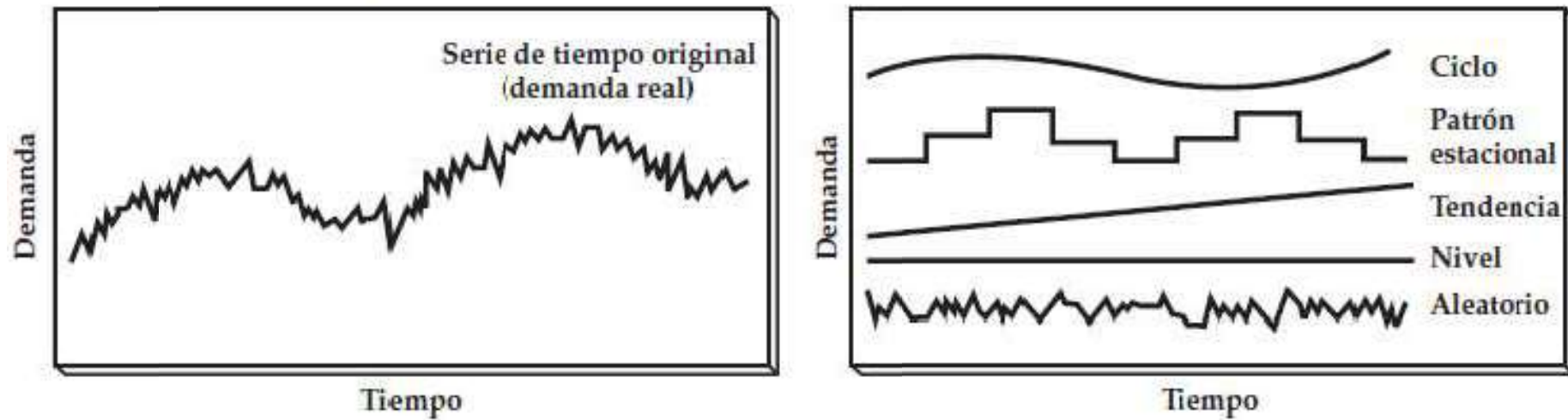
b = tendencia

$f(t)$ = factor estacional (multiplicativo)

e = error aleatorio

Pronósticos por series de tiempo

FIGURA 11.1 Descomposición de los datos de una serie de tiempo.



En las exposiciones de pronósticos a través de series de tiempo, se utilizan los siguientes símbolos y terminología:

	Demandas observadas					Pronósticos en el tiempo t				
Datos	D_1	D_2	...	D_{t-2}	D_{t-1}	D_t	F_{t+1}	F_{t+2}	F_{t+3}	...
Periodo	1	2	...	$t-2$	$t-1$	t	$t+1$	$t+2$	$t+3$...

↑
Tiempo presente

D_t = demanda durante el periodo t

F_{t+1} = pronóstico de demanda para el periodo $t + 1$

$e_t = D_t - F_t$ = error de pronóstico en el periodo t

A_t = promedio calculado a través del periodo t

El panorama general es que nos encontramos al final del periodo t , precisamente después de observar el valor de D_t , y que estamos haciendo un pronóstico para los periodos $t + 1$, $t + 2$, $t + 3$ y así sucesivamente.

Promedios móviles

Cuando se usa un promedio móvil, se selecciona un número dado de periodos (N) para los cálculos. A continuación, se calcula la demanda promedio, A_t , para los N periodos anteriores en el momento t :

$$A_t = \frac{D_t + D_{t-1} + \dots + D_{t-N+1}}{N} \quad (11.2)$$

Ya que estamos suponiendo que la serie de tiempo es plana (u horizontal), el mejor pronóstico para el periodo $t + 1$ es, simplemente, una continuación de la demanda promedio observada a través del periodo t . De este modo, tenemos lo siguiente:

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

Cada vez que se calcula F_{t+1} , la demanda más reciente se incluye en el promedio y se elimina la observación más antigua de la misma. Este procedimiento mantiene N periodos de demanda en el pronóstico y permite que el promedio se *mueva* a lo largo a medida que se observan nuevos datos de la demanda.

Promedios móviles

TABLA 11.3
Pronósticos de promedios móviles

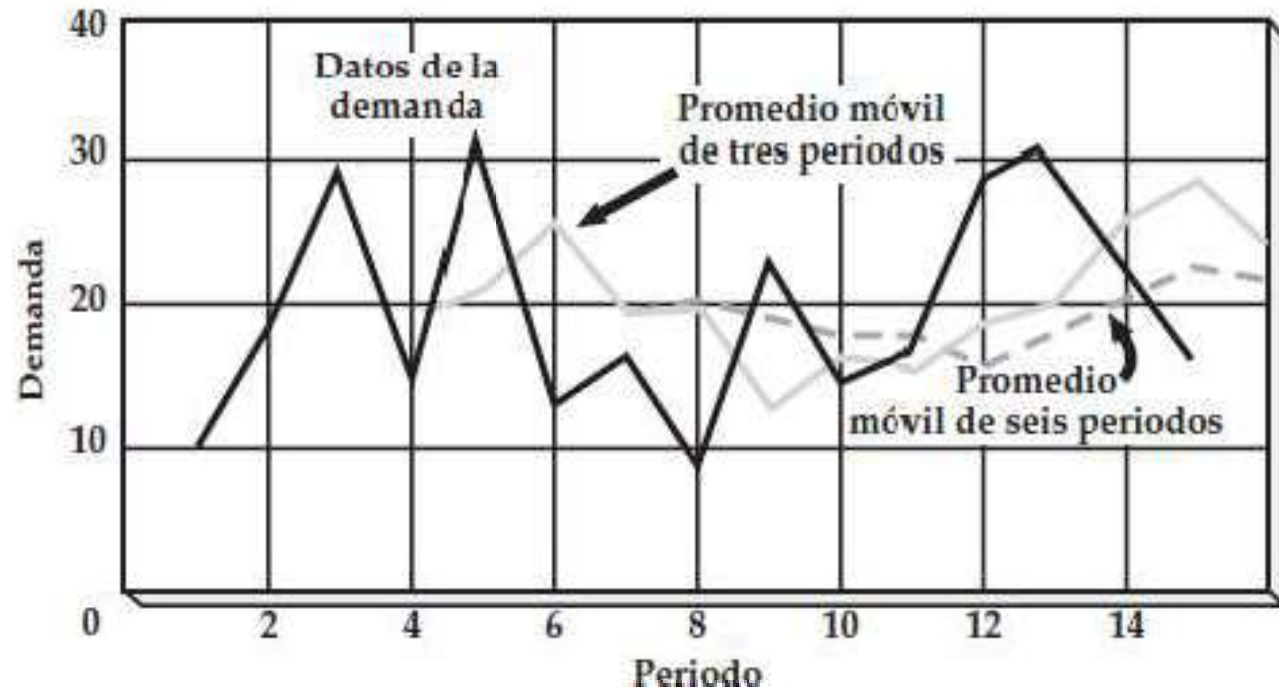
Periodo	D_t (Demanda)	A_t (Promedio móvil de tres periodos)	F_t (Pronóstico de tres periodos)	$D_t - F_t$ (Error)
1	10			
2	18			
3	29			
4	15	19.0	19.0	-4.0
5	30	20.7	20.7	+9.3
6	12	24.7	24.7	-12.7
7	16	19.0	19.0	-3.0
8	8	19.3	19.3	-11.3
9	22	12.0	12.0	10.0
10	14	15.3	15.3	-1.3
11	15	17.0	17.0	0.3
12	27	14.7	14.7	10.0
13	30	18.7	18.7	11.3
14	23	24.0	24.0	-1.0
15	15	26.7	26.7	-11.7

Promedios móviles

El pronóstico del periodo 4 es igual al promedio móvil a través del periodo 3; por lo tanto, $F_4 = 19$. Después de observar la demanda real del periodo 4, la cual resulta ser de $D_4 = 15$, se calcula el error del pronóstico del periodo 4 como $(D_4 - F_4) = 15 - 19 = -4$.

Promedios móviles

FIGURA 11.2
Datos de series de tiempo.



Promedios móviles

Una forma de hacer que el promedio móvil responda más rápido a los cambios en la demanda es dar relativamente más peso a las demandas recientes que a las anteriores; ello se conoce como **promedio móvil ponderado**, el cual se calcula de la siguiente manera:

$$F_{t+1} = A_t = W_1 D_t + W_2 D_{t-1} + \dots + W_N D_{t-N+1} \quad (11.3)$$

con la condición

$$\sum_{i=1}^N W_i = 1$$

Promedios móviles

En un promedio móvil ponderado pueden especificarse cualesquiera pesos deseados siempre y cuando sumen 1; por ejemplo: si tenemos las tres demandas $D_1 = 10$, $D_2 = 18$ y $D_3 = 29$, el promedio móvil ordinario de tres periodos es de 19.0. Con pesos de .5, .3 y .2, el promedio móvil ponderado de tres periodos es de 21.9. En este caso se aplicó el peso de .5 al tercer periodo, .3 al segundo y .2 al primero. Observe, en este ejemplo, la forma en la que el promedio móvil ponderado respondió con mayor rapidez que el promedio móvil ordinario al incremento de la demanda de 29 en el tercer periodo. Note, también, que el promedio móvil simple es, precisamente, un caso especial del promedio móvil ponderado donde todos los pesos son iguales a $W_i = 1/N$.

Suavización exponencial

La suavización exponencial se basa en la muy sencilla idea de que puede calcularse un nuevo promedio a partir de uno antiguo y de la demanda más reciente que se haya observado; suponga, por ejemplo, que tenemos un promedio antiguo de 20 y que acabamos de observar una demanda de 24. Sería correcto razonar que el nuevo promedio se encontrará entre 20 y 24, dependiendo de la cantidad de peso que deseemos otorgar a la demanda que se acaba de observar en comparación con el peso sobre el promedio antiguo.

Para formalizar la lógica anterior, podemos escribir:

$$A_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)A_{t-1}$$

Suavización exponencial

En una suavización exponencial simple, exactamente como en el caso de los promedios móviles, suponemos que la serie de tiempo es plana y sin ciclos y que no existen componentes estacionales o de tendencia. Después, el pronóstico exponencialmente suavizado para el siguiente periodo es simplemente el promedio obtenido por medio del periodo actual. Es decir,

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

En este caso, el pronóstico también se ve compensado un periodo a partir del promedio suavizado.

Suavización exponencial

Podemos sustituir la relación anterior en la ecuación (11.4) para obtener la siguiente ecuación:

$$F_{t+1} = \alpha D_t + (1 - \alpha)F_t \quad (11.5)$$

Otra manera de visualizar la suavización exponencial estriba en reorganizar los términos del lado derecho de la ecuación (11.5) para obtener

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

En la tabla 11.4 se calculan dos pronósticos exponencialmente suavizados para $\alpha = .1$ y para $\alpha = .3$, usando los mismos datos de la demanda que en la tabla 11.3. Como puede observarse, el pronóstico $\alpha = .3$ responde con mayor rapidez a los cambios de la demanda, pero es menos estable que $\alpha = .1$. ¿Cuál de estos pronósticos es el mejor?

TABLA 11.4
Suavización exponencial*

Periodo	D_t (demanda)	$\alpha = .1$		$\alpha = .3$		MAD_t ($\alpha = .3$)	TS (señal de seguimiento)
		F_t (pronóstico)	$D_t - F_t$ (error)	F_t (pronóstico)	$D_t - F_t$ (error)		
1	10	15	-5,0	15	-5,0	6,4	-.8
2	18	14,5	3,5	13,5	4,5	5,8	-.1
3	29	14,85	14,15	14,85	14,15	8,3	1,6
4	15	16,26	-1,26	19,09	-4,09	7,1	1,3
5	30	16,14	13,86	17,86	12,14	8,6	2,5
6	12	17,52	-5,52	21,50	-9,50	8,8	1,4
7	16	16,97	-.97	18,65	-2,65	7,0	1,4
8	8	16,87	-8,87	17,85	-9,85	7,9	-.1
9	22	15,98	6,02	14,90	7,10	7,6	.9
10	14	16,58	-2,58	17,03	-3,03	6,2	.6
11	15	16,33	-1,33	16,12	-1,12	4,7	.6
12	27	16,19	10,81	15,78	11,22	6,7	2,1
13	30	17,27	12,73	19,15	10,85	7,9	3,1
14	23	18,54	4,46	22,40	0,60	5,7	4,4
15	15	18,99	-3,99	22,58	-7,58	6,4	2,8
Sesgo $\Sigma(D_t - F_t)$		36,01		17,74			
Desviación absoluta $\Sigma D_t - F_t $		95,05		103,38			

*Suponga que $F_1 = 15$ como un punto de partida arbitrario. También, estime que $MAD_0 = 7$. Consulte el texto donde se presentan las definiciones de MAD y de una señal de seguimiento.

Suavización exponencial

Para responder a la pregunta de cuál es el mejor pronóstico, se deben contemplar los datos y los errores de pronóstico a lo largo de un periodo relativamente largo. En la tabla 11.4 se calculan dos medidas de errores de pronósticos para 15 periodos. Una medida es la suma aritmética de todos los errores, la cual refleja el sesgo en el método de pronóstico. Idealmente, dicha suma debe ser de cero, ya que los errores positivos y negativos deberían cancelarse entre sí a lo largo del tiempo. En la tabla 11.4, ambos métodos tienen un sesgo positivo, y $\alpha = .1$ produce una mayor cantidad de sesgo que $\alpha = .3$. La explicación para este sesgo positivo en ambos métodos es que el punto de partida elegido para el pronóstico en $F_1 = 15$ fue, tal vez, un poco bajo. Un mejor punto de partida, en retrospectiva, hubiera sido $F_1 = 20$.

La segunda medida de un error de pronóstico es la desviación absoluta; en este caso, se suma el valor absoluto de los errores, de modo que los errores negativos no cancelen los positivos. El resultado es una medida de la varianza en el método de pronóstico. La desviación total absoluta para $\alpha = .1$ es inferior a la que se tiene para $\alpha = .3$.

Así, se tiene el interesante resultado de que el pronóstico de $\alpha = .1$ tiene más sesgo, aunque menos desviación absoluta que el pronóstico de $\alpha = .3$. En este caso, no se dispone de una alternativa clara entre los dos métodos; simplemente, dependen de la preferencia de uno entre el sesgo y la desviación. Sin embargo, si un pronóstico tiene tanto una desviación más baja como un sesgo más bajo, evidentemente será el preferido.

Suavización exponencial

Por lo tanto, el procedimiento para elegir un valor de α ahora es claro. Debe calcularse un pronóstico para varios valores de α . Si un valor de α produce un pronóstico con menos sesgo y menos desviación que los otros, ese valor será el elegido. Si no existe una elección clara, deben evaluarse las ventajas y desventajas entre los sesgos y las desviaciones al seleccionar el valor preferido de α .

Errores de pronóstico

Cuando se emplea la suavización exponencial, ya sea que se trate de una suavización simple o más avanzada, debe calcularse una estimación del error del pronóstico junto con el promedio suavizado; esta estimación del error puede aplicarse para varios propósitos:

1. Para vigilar las observaciones erráticas de la demanda o los valores atípicos, los cuales deben evaluarse cuidadosamente y, tal vez, extraerse de los datos.
2. Para determinar el momento en el que el método de pronóstico ya no le da un seguimiento a la demanda real y, por lo tanto, debe configurarse nuevamente.
3. Para establecer los valores de los parámetros (por ejemplo, N y α) que proporcionan el pronóstico con el menor error.
4. Para instaurar inventarios de seguridad o una capacidad de seguridad y garantizar, con ello, un nivel deseado de protección contra los faltantes de inventarios.

Al trabajar con pronósticos, existen cuatro formas distintas de medir el error de pronóstico acumulativo a largo plazo a lo largo de diversos periodos. (Recuerde que $e_t = D_t - F_t$ es el error de pronóstico para el periodo t , como se definió arriba.)

Suma acumulativa de los errores de pronóstico	$CFE = \sum_{t=1}^n e_t$	
Media del error al cuadrado	$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}$	
Media de la desviación absoluta de los errores del pronóstico	$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n e_t }{n}$	
Media de los errores de porcentajes absolutos	$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left \frac{e_t}{D_t} \right 100}{n}$	(expresada como un porcentaje)

Observe que n es el número de periodos históricos utilizados para calcular las mediciones del error acumulativo.

Errores de pronóstico

Ya se ha estudiado el valor de CFE como el sesgo del pronóstico; idealmente, el sesgo será de cero, lo que ocurre si los errores positivos quedan compensados por los negativos. No obstante, si el pronóstico siempre es bajo, por ejemplo, el error será positivo en cada periodo y el CFE será un número positivo grande, indicando, con ello, un pronóstico sesgado. En ese caso, el punto de partida elegido es demasiado bajo y el método de pronóstico debería configurarse de nuevo con un punto de partida más alto.

Errores de pronóstico

La segunda y tercera fórmulas miden la variación en el pronóstico. La raíz cuadrada de MSE es la desviación estándar σ . MSE utiliza el cuadrado de cada término de error de modo que los errores positivos y negativos no se cancelen entre sí. La otra medida de la variación, MAD, se calcula a partir de los valores absolutos del error en cada periodo en lugar de utilizar los errores elevados al cuadrado. MAD es el error promedio a lo largo de n periodos sin consideración del signo del error en cada periodo. En la práctica, MAD se ha aplicado a trabajos de pronósticos porque es fácil de entender y de utilizar.

Errores de pronóstico

La última: medida del error acumulativo del pronóstico (MAPE, *cumulative forecast error*) normaliza los cálculos del error mediante el cálculo de un porcentaje de error. Ello hará posible comparar los errores de pronóstico para diferentes datos de series de tiempo; por ejemplo: si una serie de tiempo posee valores bajos de la demanda y otra, valores de demanda mucho más altos, el MAPE será una forma precisa de comparar los errores para estas dos series de tiempo.

Errores de pronóstico

Cuando se emplea una suavización exponencial, es común calcular la desviación media absoluta suavizada, la cual se define como:

$$MAD_t = \alpha |D_t - F_t| + (1 - \alpha)MAD_{t-1}$$

En este caso, la nueva MAD, o MAD_t , es una fracción α de la desviación absoluta actual más $(1 - \alpha)$ veces la MAD anterior. Ello es análogo a la ecuación (11.4), puesto que la MAD se suavizó de la misma manera que el promedio. MAD_t es un promedio exponencialmente ponderado de los términos del error absoluto.

Errores de pronóstico

La MAD_t actual debe calcularse para cada periodo junto con el promedio del pronóstico. MAD_t puede aplicarse para detectar un valor atípico en la demanda comparando la desviación observada con el valor de MAD_t . Si la desviación observada es mayor que $3.75 MAD_t$, tenemos razones para sospechar que la demanda puede ser un valor extremo. Esto es comparable a la determinación de si un valor observado de la demanda está fuera de tres desviaciones estándar σ para la distribución normal, lo que es así porque $\sigma = 1.25 MAD_t$ para la distribución normal. En la tabla 11.4, MAD_t se calculó para un valor de $\alpha = .3$. Como puede notar, ninguno de los errores de la demanda cae fuera de $3.75 MAD_t$ y, por lo tanto, no se sospechan valores atípicos en los datos.

Errores de pronóstico

El segundo uso de MAD_t es determinar si el pronóstico le está dando un seguimiento a los valores reales de la serie de tiempo; para ello, se calcula una señal de seguimiento, como sigue:

$$\text{Señal de seguimiento} = TS = \frac{CFE}{MAD_t}$$

Errores de pronóstico

La señal de seguimiento es, entonces, un cálculo del sesgo (error acumulativo del pronóstico) en el numerador dividido por la estimación más reciente de MAD_t . Si se supone que las variaciones de la demanda son aleatorias, la existencia de límites de control de ± 6 en la señal de seguimiento debe asegurar sólo 3% de probabilidad de que los límites sean exhibidos en forma azarosa.¹ Así, cuando la señal de seguimiento excede de ± 6 , el método de pronóstico debe detenerse y volverse a configurar para igualar con mayor exactitud la demanda observada. En la tabla 11.4, la señal de seguimiento no excede de ± 6 en ningún periodo; por lo tanto, se considera que el pronóstico le está dando un seguimiento suficientemente cercano a la demanda real.

Errores de pronóstico

En los sistemas de pronóstico computarizados, es extremadamente importante incorporar controles de errores del tipo que se expuso anteriormente, esto asegurará que el sistema no se salga de control; en lugar de ello, el usuario es notificado si se detectan valores atípicos en la demanda o cuando la señal de seguimiento se vuelve demasiado grande.

Errores de pronóstico

Como un ejemplo de dichos cálculos, refiérase a las primeras columnas de la tabla 11.4. En las dos últimas columnas de la tabla, se calculó el MAD suavizado y la señal de seguimiento. Se empieza con el supuesto arbitrario de que $MAD_0 = 7$, podemos calcular el valor de MAD_1 a partir de la fórmula ya dada anteriormente de la siguiente manera, utilizando un valor de $\alpha = .3$:

$$MAD_1 = .3|10 - 15| + .7(7) = 6.4$$

De manera similar, la señal de seguimiento para el periodo 1 es el error acumulativo dividido entre MAD_1 :

$$TS = -5/6.4 = -.8$$

Como ejercicio, calcule el valor de MAD_2 y la señal de seguimiento para el periodo 2 y compare sus resultados con la tabla 11.4.

Errores de pronóstico

Como se mencionó, la preparación de un pronóstico debe generar dos números y no sólo uno. El pronóstico de la demanda promedio debe producirse junto con una estimación del error del pronóstico. Esto le aporta a la administración más que una mera estimación de punto para la toma de decisiones basados únicamente en el promedio pronosticado; asimismo, el error del pronóstico brinda y forma la base para el entendimiento del riesgo inherente en el pronóstico.

Pronósticos avanzados de series de tiempo

Una variación de la suavización exponencial que ha recibido considerable atención es la suavización exponencial adaptativa. En una modalidad de este enfoque se usa la suavización de primer orden, pero el coeficiente de suavización varía en cada pronóstico por $\pm.05$ para determinar cuál de los tres pronósticos posee el error de pronóstico más bajo. Se emplea el valor resultante de α para el pronóstico del siguiente periodo. Se permite que el coeficiente de suavización aumente a un máximo de .95 y disminuya a un mínimo de .05.

Pronósticos avanzados de series de tiempo

Otro tipo de suavización adaptativa consiste en ajustar continuamente el valor de α con base en el error actual del pronóstico; α podría, por ejemplo, ajustarse para el valor del error del pronóstico suavizado. Si se tiene un error de pronóstico grande, α será grande hasta que el pronóstico vuelva a estar en la pista correcta. Cuando el error es más pequeño,

α también será pequeña y se conseguirá un pronóstico estable. Este método parece funcionar muy bien en las situaciones de pronósticos de inventarios.

Pronósticos avanzados de series de tiempo

La tabla 11.5 resume cuatro métodos de preparación de pronósticos de series de tiempo; ya se explicaron dos de ellos, los promedios móviles y la suavización exponencial, con cierto detalle. Más adelante se describen de manera breve los dos restantes.

Cualquier modelo matemático puede ajustarse a una serie de tiempo como la que se muestra en la ecuación (11.1), con componentes de nivel, de tendencia y de tipo estacional; por ejemplo: puede ajustarse un modelo por los métodos de regresión lineal o a través del uso de métodos no lineales. En algunos casos, el modelo resultante puede ofrecer un pronóstico más exacto que la técnica de suavización exponencial; sin embargo, un modelo ajustado ex profeso es más costoso y, por lo tanto, debe hacerse un análisis de negociación entre la exactitud y el costo del modelo.

Pronósticos avanzados de series de tiempo

Para ayudar a los analistas en su trabajo de preparación de pronósticos, se desarrolló el sofisticado método de Box-Jenkins para la preparación de pronósticos de series de tiempo. Esta técnica cuenta con una fase especial para la identificación del modelo y permite un análisis más preciso de los modelos propuestos que el que es posible con los otros métodos; no obstante, el método de Box-Jenkins requiere de aproximadamente 60 periodos de datos históricos y es demasiado costoso para los pronósticos rutinarios de muchos artículos. Pese a ello, cuando se trata de un pronóstico especial de ventas que implique una decisión costosa, el uso del modelo de Box-Jenkins, ciertamente, puede justificarse.

Pronósticos avanzados de series de tiempo

En resumen, los métodos de series de tiempo son útiles para pronósticos a corto y mediano plazos cuando se espera que el patrón de la demanda permanezca estable. Por lo regular, los pronósticos de series de tiempo son insumos para las decisiones relacionadas con la planeación agregada de la producción, la preparación de presupuestos, la asignación de recursos, el inventario y la programación de la producción. Por lo común, los pronósticos de series de tiempo no son útiles para las decisiones de planeación de las instalaciones o para la selección de procesos debido a los prolongados periodos involucrados.

En general, los métodos causales de pronóstico desarrollan un modelo de causa y efecto entre la demanda y otras variables; por ejemplo: la demanda de los helados puede relacionarse con la población, la temperatura promedio del verano y la hora. Pueden recopilarse datos sobre estas variables y realizarse un análisis para determinar la validez del modelo propuesto. Uno de los mejores métodos causales conocidos es la regresión, la cual se enseña, por lo general, en cursos de estadística.

Para los métodos de regresión debe especificarse un modelo antes de que se recopilen los datos y se gestione el análisis. El caso más sencillo es el siguiente modelo lineal de una sola variable:

$$\hat{y} = a + bx$$

donde

\hat{y} = demanda estimada

x = variable independiente (se supone ser la causa de \hat{y})

a = intersección y

b = pendiente

Se recopilan datos para este modelo y se estiman los parámetros a y b . Posteriormente, pueden hacerse estimaciones de la demanda a partir de la ecuación anterior. Desde luego, también pueden desarrollarse modelos de regresión múltiple más complicados.

Se ilustrará la preparación de pronósticos de regresión lineal con un ejemplo sencillo: suponga que estamos interesados en estimar la demanda de periódicos con base en la población local. La demanda de los periódicos a lo largo de los últimos ocho años (y_t) y la

TABLA 11.6
Ejemplo de regresión*

t	y_t	x_t
1	3.0	2.0
2	3.5	2.4
3	4.1	2.8
4	4.4	3.0
5	5.0	3.2
6	5.7	3.6
7	6.4	3.8
8	7.0	4.0
	<u>39.1</u>	<u>24.8</u>

*La demanda de periódicos, y_t , se expresa en millares de copias; la población, x_t , en unidades de 10 000 personas.

población correspondiente de un pequeño pueblo (x_t) se presentan en la tabla 11.6. Con los datos disponibles, primeramente se calculan los valores de a y de b para la línea usando cualquier paquete estadístico, como Excel, Minitab, SPSS o SAS. En este caso, el resultado es $a = -1.34$ y $b = 2.01$. La mejor ecuación (mínimos cuadrados) para predecir la demanda de los periódicos es, por lo tanto, $y = -1.34 + 2.01x$. Partiendo de esta ecuación, se observa que la tasa de incremento en los periódicos es de 2.01 (miles de copias) para cada incremento de 10 000 personas en la población. Esta tasa de incremento, o tendencia, nos permitiría proyectar la demanda de los periódicos en los años futuros a partir de estimaciones de la población, suponiendo que una ecuación lineal continúe ajustándose a la población como una variable de predicción.

TABLA 11.5
Métodos de pronóstico de series de tiempo

Métodos de series de tiempo	Descripción del método	Aplicaciones	Exactitud			Identificación de los puntos inflexión	Costo relativo
			A corto plazo	A mediano plazo	A largo plazo		
1. Promedios móviles	El pronóstico se basa en un promedio aritmético o en un promedio ponderado de un número determinado de puntos de datos históricos.	Planeación a corto y mediano plazos para los inventarios, niveles de producción y programación. Es eficaz para muchos productos.	Deficiente a buena	Deficiente	Muy deficiente	Deficiente	Bajo
2. Suavización exponencial	Similar a los promedios móviles, pero se otorga un mayor peso exponencial a los datos recientes. Se adapta muy bien al uso de computadoras y cuando hay un alto número de elementos que deben pronosticarse.	Lo mismo que un promedio móvil.	Regular a muy buena	Deficiente a buena	Muy deficiente	Deficiente	Bajo
3. Modelos matemáticos	Un modelo lineal o no lineal que se ajusta a datos de series de tiempo, de ordinario a través de métodos de regresión. Incluye líneas de tendencia, polinomios, logaritmos no lineales, series de Fourier, etcétera.	Lo mismo que un promedio móvil, pero limitado, debido a los gastos inherentes, a unos cuantos productos.	Muy buena	Regular a buena	Muy deficiente	Deficiente	Bajo a mediano
4. Box-Jenkins	Los métodos de autocorrelación se utilizan para identificar las series de tiempo fundamentales y para ajustar el mejor modelo. Requiere de cerca de 60 puntos de datos históricos.	Limitado, debido a los gastos inherentes, a productos que requieren de pronósticos muy exactos a corto plazo.	Muy buena a excelente	Regular a buena	Muy deficiente	Deficiente	Mediano a alto

Fuente: Reimpreso con permiso de *Harvard Business Review*. La tabla fue adaptada de David M. Georgoff y Robert Murdick, "Manager's Guide to Forecasting", *Harvard Business Review*, enero-febrero de 1986, pp. 110-120.

Otras formas de pronósticos causales — los modelos econométricos, los modelos insumo-producto y los modelos de simulación— se describen en la tabla 11.7. En general, esos modelos son más complejos y más costosos de desarrollar que los de regresión; sin embargo, en aquellas situaciones en las que es necesario modelar un segmento de la economía con detalle, será apropiado un modelo econométrico o uno de insumos-producto.

Los modelos de simulación son especialmente útiles cuando se modela una cadena de suministro o un sistema de logística para propósitos de preparación de pronósticos; por ejemplo, estime que usted desea calcular la demanda de televisiones de pantallas planas. En este caso, puede construirse un modelo que represente el canal de distribución desde el productor de las pantallas planas al productor de aparatos de televisión y de ahí, finalmente, a las cadenas de distribución al mayoreo y al menudeo; se incluirían todas las importaciones, los inventarios y las exportaciones provenientes de la cadena de suministro. A través del empleo de este modelo, se obtiene un pronóstico razonable para pantallas planas de televisión durante varios años hacia el futuro.

Una de las características principales de los modelos causales es que se emplean para predecir los puntos de inflexión en la función de la demanda. En contraste, pueden usarse modelos de análisis de series-tiempo sólo para predecir el patrón futuro de la demanda con base en el pasado; no pueden establecer los repuntes y las recesiones en el nivel de la demanda.

TABLA 11.7
Métodos causales de pronóstico

Métodos causales	Descripción del método	Aplicaciones	Exactitud			Identificación del punto de inflexión	Costo relativo
			A corto plazo	A mediano plazo	A largo plazo		
1. Regresión	Este método relaciona la demanda con otras variables externas o internas que tienden a ocasionar los cambios en la demanda. El método de regresión utiliza la técnica de mínimos cuadrados para obtener un mejor ajuste entre las variables.	Planeación a corto y a mediano plazos para la producción agregada o para un inventario que incluya un número pequeño de productos. Es de utilidad cuando existen fuertes relaciones causales.	Buena a muy buena	Buena a muy buena	Deficiente	Muy buena	Mediano
2. Modelo econométrico	Un sistema de ecuaciones de regresión interdependientes que describe algún sector de las ventas o de las utilidades de las actividades.	Pronóstico de ventas por clases de productos para la planeación a corto y mediano plazos.	Muy buena a excelente	Muy buena	Buena	Excelente	Alto
3. Modelo insumo-producto	Un método de pronóstico que describe los flujos de un sector de la economía a otro. Predice los insumos necesarios para elaborar los productos requeridos en otro sector.	Pronósticos de las ventas globales de toda una compañía o localidad por sectores industriales.	No disponible	Buena a muy buena	Buena a muy buena	Regular	Muy alto
4. Modelo de simulación	Simulación del sistema de distribución que describe los cambios en las ventas y en los flujos de productos a lo largo del tiempo. Refleja los efectos del canal de distribución.	Pronósticos de las ventas globales de toda una compañía por grupos principales de productos.	Muy buena	Buena a muy buena	Buena	Buena	Alto

Debido a esa capacidad para predecir los puntos de inflexión, los modelos causales son, a menudo, más precisos que los de series de tiempo para pronósticos a mediano y largo plazos; por lo tanto, los modelos causales son más útiles para la planeación de las instalaciones y de los procesos en las operaciones.

No obstante, la preparación de pronósticos continúa siendo una ciencia inexacta; ello queda demostrado en algunas citas famosas acerca de los pronósticos que aparecen en la tabla de arriba. Hacen advertencias sobre los peligros de los pronósticos, incluyendo la inestabilidad de la serie de tiempo, las incertidumbres acerca del futuro, las dificultades en la predicción de los puntos de inflexión y *las retrospectivas 20-20*.

Selección de un método de pronóstico

1. **Sofisticación del usuario y del sistema.** ¿Qué tan sofisticados son los administradores, dentro y fuera de las operaciones, quienes se espera que usen los resultados de los pronósticos? Se encontró que el método de pronóstico debe estar acoplado con los conocimientos y la sofisticación del usuario. Casi siempre, los administradores se muestran renuentes a aplicar resultados que provienen de técnicas que no entienden.

Otro factor relacionado es la condición de los sistemas de pronóstico que están actualmente en uso. Los sistemas de pronóstico tienden a evolucionar hacia métodos con mayor sofisticación matemática; no cambian en una medida considerable; por lo tanto, el método elegido no debe ser demasiado avanzado o sofisticado para sus usuarios o tan avanzado que se sitúe más allá del sistema actual de pronósticos. Además, los modelos más sencillos, algunas veces, pueden tener un mejor desempeño y, por lo tanto, la sofisticación no es la meta final.

Selección de un método de pronóstico

2. **Tiempo y recursos disponibles.** La selección de un método de pronóstico dependerá del tiempo disponible necesario para la recopilación de los datos y la preparación del pronóstico, lo que involucra el tiempo de los usuarios, de quienes preparan los pronósticos y de los recolectores de datos. La preparación de un pronóstico complicado, en el cual la mayoría de los datos deben recopilarse puede llevar varios meses y costar miles de dólares. En el caso de pronósticos rutinarios realizados por sistemas computarizados, tanto el costo como la cantidad de tiempo requerida pueden ser muy modestos.

Selección de un método de pronóstico

3. **Aplicación o características de la decisión.** Como se señaló al principio de este capítulo, el método de pronóstico debe relacionarse con la aplicación o las decisiones que se requieran. La aplicación, a su vez, está estrechamente vinculada con características como la exactitud requerida, el horizonte de tiempo del pronóstico y el número de conceptos a pronosticarse; las decisiones de inventarios, de programación de la producción y de fijación de precio, por mencionar ejemplos, entrañan pronósticos a corto plazo altamente exactos respecto de un número elevado de artículos. Los métodos de análisis de series de tiempo son idealmente útiles para esas necesidades; en contraste, las decisiones asociadas con los procesos, la planeación de las instalaciones y los programas de marketing son a largo plazo e involucran menos exactitud respecto de, tal vez, una sola estimación de la demanda total. Los métodos cualitativos o causales tienden a ser más apropiados para estas decisiones. En la categoría de un plazo intermedio se encuentran la planeación agregada, el presupuesto de capital y las decisiones de introducción de nuevos productos, los cuales con frecuencia manejan métodos de series de tiempo o causales.

4. **Disponibilidad de los datos.** A menudo, la elección del método de pronóstico se restringe por los datos disponibles. Un modelo econométrico puede demandar datos que simplemente no estén disponibles en el corto plazo; por lo tanto, debe seleccionarse otro. El método de análisis de series de tiempo de Box-Jenkins requiere de cerca de 60

puntos de datos (cinco años de datos mensuales). La calidad de los datos disponibles también es esencial; los de mala calidad conducen a pronósticos deficientes. Los datos deben verificarse en busca de factores extraños o puntos inusuales.

5. **Patrón de los datos.** El patrón contenido en los datos afectará el tipo de método de pronóstico que se seleccione. Si la serie de tiempo es plana, como lo hemos supuesto en la mayor parte de este capítulo, puede utilizarse un método de primer orden; pese a ello, si los datos muestran tendencias o patrones estacionales, se necesitarán métodos más avanzados. El patrón contenido en los datos también determinará si un método de análisis de series de tiempo será suficiente o si se requerirán modelos causales. Si el patrón de datos es inestable a lo largo del tiempo, puede seleccionarse un método cualitativo; por lo tanto, el patrón contenido en los datos es uno de los factores fundamentales que afectan la selección de un método de pronóstico. Una forma de detectar el patrón radica en representar los datos sobre una gráfica, lo que deberá hacerse siempre como el primer paso del pronóstico.

Otro aspecto relacionado con la selección de un método de pronóstico es la diferencia entre el ajuste y la predicción. Cuando se prueban distintos modelos, con frecuencia se piensa que el modelo con el mejor ajuste a los datos históricos (el error mínimo) es, además, el mejor modelo de predicción. Ello no es verdad; por ejemplo: suponga que se obtienen observaciones de demanda a lo largo de los últimos ocho periodos y que deseamos ajustar el mejor modelo de series de tiempo a estos datos. Puede construirse un modelo polinomial de séptimo grado para ajustarse en forma exacta a cada uno de los ocho puntos de datos históricos;² sin embargo, este modelo no es necesariamente el mejor instrumento de predicción del futuro.

El mejor modelo predictivo es el que describe la serie de tiempo fundamental y que no es forzado para ajustarse a los datos. La forma correcta de ajustar modelos basados en datos históricos es separar el ajuste del modelo y la predicción del modelo. Primero, el conjunto de datos se divide en dos partes. Entonces, varios modelos basados en supuestos razonables acerca de la estacionalidad, la tendencia y los ciclos se ajustan al primer conjunto de datos. Estos modelos se usan para predecir valores para el segundo conjunto de datos y aquel que tenga el error más bajo en el segundo conjunto es el mejor modelo. Este enfoque utiliza el ajuste sobre el primer conjunto de datos y la predicción sobre el segundo como una base para la selección del modelo.

CPFR

La planeación, la preparación de pronósticos y las reposiciones de inventario a un nivel colaborativo (CPFR, *collaborative planning, forecasting, and replenishment*) son un enfoque relativamente nuevo que tiene como finalidad lograr pronósticos más exactos. La idea básica es compartir información entre los clientes y proveedores de la cadena de suministro durante el proceso de planeación y de preparación de pronósticos; un cliente puede, por ejemplo, tener información sobre las promociones futuras de las ventas planeadas o ajustes de inventario que el proveedor no conozca. En este caso, un pronóstico basado sólo en datos de series de tiempo elaborado por el proveedor sería inexacto, pero podría ajustarse si la información del cliente estuviera disponible.

CPFR

Los aspectos de importancia que deben recordarse acerca del CPFR son los siguientes:

1. Todas las partes deben estar dispuestas a compartir información confidencial acerca de los datos de la demanda, de las promociones futuras de ventas, de las órdenes potenciales, los nuevos productos y los tiempos de espera, entre otras. Debe proporcionarse seguridad en el sentido de que los competidores no tengan acceso a información confidencial.
2. Se necesita una relación colaborativa a largo plazo que sea mutuamente benéfica. Ello requerirá un ambiente de confianza y de atención continua por parte de la administración.
3. Deben aportarse suficientes recursos y tiempo para que el CPFR tenga éxito. En otras palabras, existe un costo al recibir los beneficios del CPFR.

El CPFR puede ser beneficioso si todas las partes se adhieren a estos aspectos.