

CAPÍTULO 2

GENERALIDADES SOBRE PRONÓSTICOS

*Si usted tiene razones para pensar
que el pronóstico de ayer salió mal,
no hay gloria en ajustarse a él.*
Nate Silver

2.1 Introducción

Regularmente todo inicia con un pronóstico...

Pronosticar es el primer paso que uno debe realizar cuando se está realizando cualquier planeación en términos logísticos. Aun y cuando una gran mayoría de las empresas realiza algún tipo de pronóstico, casi ninguna de ellas tiene claro qué es aquello que debemos esperar de un pronóstico, qué es lo que una técnica de pronóstico puede ofrecernos, y sobre todo, comprender cómo este pronóstico puede ser utilizado.

Pronóstico es un término que procede del griego pro-gnosis, (pro-antes, gnosis-conocimiento); según la Real Academia Española (RAE), un pronóstico es predecir algo a futuro a partir de ciertos indicios. El concepto hace referencia a aquello que consideramos tiene una mayor probabilidad de ocurrencia en el futuro, es decir, un pronóstico puede ser simplemente considerado como una estimación de algo que es probable que ocurra en el futuro basados en análisis y consideraciones de juicio.

Es importante señalar que un pronóstico no es una meta ni un objetivo a cumplir. Regularmente las organizaciones trabajan en base a indicadores, y las empresas buscan que algún método de pronóstico refleje el deseo de alcanzar un determinado objetivo sin considerar si el método es adecuado o no. Un pronóstico no busca ajustarse a un indicador, no refleja un buen deseo, simplemente es una “estimación” de aquello que consideramos como lo más probable que ocurra en el futuro.

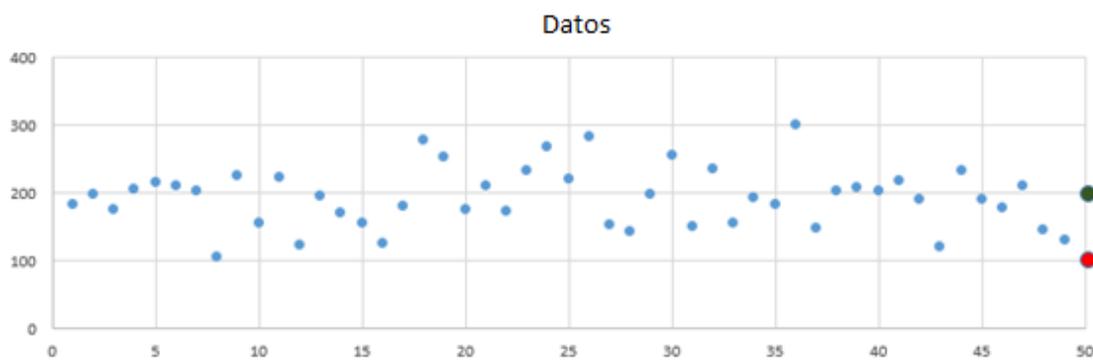
Dado que un pronóstico es una predicción que se hace sobre el futuro, es muy probable que un pronóstico tenga un componente de error, y un comentario imprescindible es que para un pronóstico debería ser fundamental tanto la determinación de la estimación que se hace sobre el futuro (el valor de pronóstico en sí mismo), como el tamaño de la variabilidad del error que está asociado a este ejercicio.

El objetivo fundamental de realizar un pronóstico es disminuir la incertidumbre de eventos que ocurrirán en el futuro y que son importantes en la toma de decisiones presentes.

Mediante un pronóstico se intenta predecir el comportamiento futuro de una determinada variable y asociar a esta predicción un determinado grado de variabilidad en el error de la estimación, **un pronóstico es mejor que otro cuando disminuimos este grado de variabilidad.**

Uno de las equivocaciones más frecuentes en la realización de un pronóstico es pensar en éste como una afirmación que asocia a una variable un determinado valor puntual. Por ejemplo, observe el comportamiento del siguiente conjunto de datos:

FIGURA 2.1
PRONÓSTICOS PUNTALES



Suponga que usted desconoce el dato que ocurrirá en el periodo 50, y que solicita a dos empleados (a uno llamado “verde” y a otro llamado “rojo”) que realicen un pronóstico, y uno de ellos asegura que el siguiente dato será 100, mientras que el otro asegura que el siguiente dato será 200. ¿Quién de los dos tendría mayor credibilidad?

Ahora suponga que los datos pertenecen a una variable llamada “demanda semanal”. Por consiguiente, las personas desearán creerle al empleado “verde”. Por otra parte, si los datos reflejasen el comportamiento de la variable denominada “artículos defectuosos en una línea de producción”, entonces todos aspirarían que el pronóstico correcto perteneciese al empleado “rojo”.

Supongamos que los datos corresponden a la demanda de un artículo que tiene una duración de una semana (por ejemplo, alguna fruta) y hemos decidido tomar la opinión del empleado verde sobre el siguiente dato, y usted es el responsable de determinar el número de piezas que habrá en inventario para la siguiente semana. ¿Cuál sería la decisión que usted tomaría el día de hoy?, es decir, ¿con cuántas piezas se prepararía para la venta de la siguiente semana?

En este caso, gran parte de las personas piensa que la decisión óptima es ordenar el valor sugerido por el pronóstico (que serían 200 unidades). Esto también representa un error, ya que aun y cuando 200 unidades representa el valor más probable a ocurrir existe una variabilidad alrededor del pronóstico y el conocimiento de esa variabilidad es fundamental para poder calcular el valor óptimo de la decisión que se tomará. En otras palabras, la incertidumbre asociada al pronóstico es también fundamental en la toma de decisiones.

2.2 Generalidades de los Pronósticos

Pronosticar es hacer una estimación sobre lo que es probable que ocurra en el futuro. Un pronóstico es realmente útil cuando logra reducir la incertidumbre, es decir, un pronóstico es más eficiente cuanto menor sea la diferencia entre el valor que se predice y el que se presenta en la realidad.

Una gran mayoría de las personas piensa que ante cualquier conjunto de datos es preferible utilizar un método de pronóstico a no utilizar ninguna forma de pronóstico, no hay nada más erróneo que esta afirmación, **utilizar un método de pronóstico no garantiza que sea mejor que los parámetros que nos presentan los propios datos**. En cualquier conjunto de datos numéricos siempre podremos obtener la media y la desviación estándar, estos datos

por sí mismos describen un comportamiento en un conjunto de datos; en una buena parte de los casos, estos parámetros (media y desviación estándar) son más relevantes para predecir el comportamiento del siguiente dato que el utilizar un método de pronóstico (más adelante pondremos un ejemplo sobre esta afirmación).

Por otra parte, es un hecho que no cualquier método de pronóstico puede ser aplicable a una serie de datos específica, para que un método de pronóstico sea valioso es necesario que la persona encargada de la realización de los pronósticos en una empresa pueda representar el comportamiento de una variable mediante alguna expresión matemática y que los resultados que se ofrecen en dichos métodos logren reducir significativamente la variabilidad del error.

Hacer esto no representa una tarea fácil, el pronosticador deberá tener un conocimiento profundo para saber que variables influyen en el comportamiento de los datos y, además, deberá tener la capacidad para poder representarlo mediante una ecuación. Es por esto que los pronósticos pueden considerarse una mezcla de ciencia y arte; porque es necesario conocer las metodologías de pronósticos (esta es la parte que representa a la ciencia) y, también, tener la sensibilidad de detectar que variables afectan el comportamiento de los datos (esta parte es lo que se puede considerar el arte).

Siempre es preferible representar explícitamente las ecuaciones que representarán nuestros pronósticos. Aun y cuando los pronósticos pueden estar basados en la experiencia y conocimiento de una persona, utilizar una metodología es fundamental ya que la eficiencia del pronóstico podrá mantenerse independientemente de quién lo realice.

Regularmente la finalidad de realizar un pronóstico es anticipar un acontecimiento en el futuro que permita la toma de decisiones en el presente; todas las situaciones en que se requiere un pronóstico tratan con el futuro y el tiempo está directamente involucrado. Regularmente se debe pronosticar para un punto específico en el tiempo, y el cambio de ese punto generalmente altera el pronóstico.

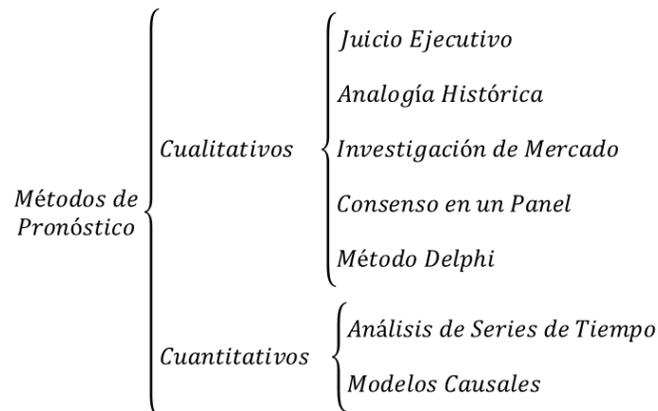
Dado que toda situación en que se necesite un pronóstico está asociada con el futuro, otro elemento que siempre estará presente en este tipo de situaciones es la incertidumbre. Como ya se había mencionado, disminuir la incertidumbre es uno de los objetivos principales y, por lo tanto, aquel método de pronóstico que muestre tener una incertidumbre menor será el más adecuado.

2.3 Generalidades de los Pronósticos

Es conveniente decir que no todos los tipos de pronósticos que se utilizan son cuantitativos o pueden representarse mediante una ecuación. Existen también aquellas metodologías que representan a los pronósticos cualitativos. La siguiente gráfica muestra en forma más clara como clasificar estos tipos de pronósticos.

FIGURA 2.2

CLASIFICACIÓN DE LOS MÉTODOS DE PRONÓSTICOS



Los pronósticos cualitativos están fuera del alcance de este texto, pero si usted está interesado en conocerlos al final de capítulo le ofreceremos algunas ligas para que usted pueda tener acceso a esta información.

Por otra parte, como es posible observar en la figura anterior, los métodos cuantitativos son divididos en dos tipos de métodos: análisis de series de tiempo y modelos causales.

El término “series de tiempo” es regularmente asociado a un conjunto de datos que se recopilan o registran en periodos de tiempo regulares (cada hora, diario, semanal, mensual, etc.). Un análisis de series de tiempo se realiza cuando los únicos datos que se toman en consideración para realizar un pronóstico son aquellos que pertenecen a la variable que deseamos pronosticar.

Por ejemplo, considere una tienda de helados en donde se desea pronosticar el número de botes de helado de un determinado sabor que se demandarán al siguiente día. Entonces el conjunto de datos que representa la demanda diaria de botes de helado en los últimos dos meses podría ser considerado como una serie de tiempo.

Por su parte, los modelos causales son utilizados cuando se consideran algunas otras variables que suponemos están relacionadas con la variable que se predice. Es decir, supongamos que además del registro diario de ventas de los botes de helado se ha registrado también la temperatura promedio del día, y tenemos la impresión de que este dato influye en la demanda. En este caso, cuando tenemos dos conjuntos de datos que pensamos están relacionados, entonces debemos utilizar un modelo causal.

Los métodos cuantitativos para poder ser utilizados deben cumplir dos condiciones: 1) Existen datos numéricos disponibles, y 2) se cumple la “hipótesis de continuidad”. Ambas condiciones son indispensables para utilizar algunos de los métodos cuantitativos.

Regularmente en cualquier método cuantitativo las ecuaciones que nos permiten realizar los pronósticos están en función del conjunto de datos que tenemos registrados, de no existir estos datos sería imposible poder realizar el pronóstico.

El segundo supuesto denominado “la hipótesis de continuidad” representa el hecho de pensar que las condiciones bajo las cuales se realiza el pronóstico se seguirán manteniendo en el futuro. Por ejemplo, suponga que usted desea determinar la demanda de un determinado tipo de arma, pero que en el siguiente mes existirá una nueva reglamentación mucho más estricta para poder adquirirlas; el hecho de que exista una nueva reglamentación para la adquisición de armas hace que la condición de continuidad sea rota y que los datos anteriores a la nueva reglamentación se conviertan en inservibles o inutilizables.

2.4 Análisis de Series de tiempo

Regularmente en una serie de tiempo se pueden distinguir hasta cuatro diferentes tipos de variaciones.

Variación de tendencia. La tendencia de una serie viene dada por el movimiento general a largo de la serie. Este tipo de variación en los datos muestra que los datos aumentan o disminuyen a lo largo del tiempo.

Variación cíclica. Este tipo de comportamiento se asocia con secuencias alternas de puntos que van hacia arriba o hacia abajo, y regularmente son asociados a ciclos de recesión o bonanza económica.

Variación estacional. Este componente de la serie de tiempo está asociado a variaciones que se presentan de forma periódica en los datos. Por ejemplo, la demanda de abrigos es mayor en los últimos meses del año, mientras que la venta de trajes de baño puede esperar mayor demanda en los meses cálidos del año.

Variación aleatoria. La aleatoriedad es el componente más importante de una serie de tiempo, ya que es sumamente complicada de predecir. Regularmente, el método de pronóstico más adecuado es aquel que puede disminuir este tipo de componente, dicho con otras palabras, aquel que mejor puede explicar este tipo de variación.

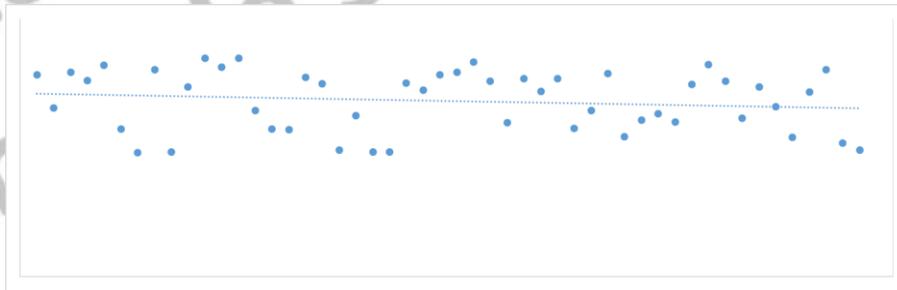
Por otra parte, también es importante señalar que existen básicamente tres tipos de comportamientos en los datos, dependiendo del tipo de comportamiento se sugiere un tipo de pronóstico a utilizar (Revisar la Sección 1 del Anexo 1 de este capítulo.)

Comportamiento Horizontal

Consideramos que una serie de tiempo tiene un comportamiento horizontal si al pensar en una línea de tendencia que represente el comportamiento de ellos su pendiente es cero o cercano a cero.

FIGURA 2.3

EJEMPLO DE UNA GRÁFICA CON COMPORTAMIENTO HORIZONTAL



Una manera simple de saber si el comportamiento de los datos es horizontal consiste en realizar una regresión de los datos con el tiempo y determinar si el comportamiento de la pendiente resulta significativo.

Por ejemplo, si solicitamos en Excel una prueba de regresión entonces nos arrojará los siguientes datos:

FIGURA 2.4

RESUMEN DE LOS RESULTADOS DE EXCEL

SUMMARY OUTPUT

Regression Statistics	
Multiple R	0.141602489
R Square	0.020051265
Adjusted R Square	-0.000364334
Standard Error	69.65001025
Observations	50

ANOVA

	df	SS	MS	F	Significance F
Regression	1	4764.551477	4764.551477	0.982154146	0.326637279
Residual	48	232853.9485	4851.123928		
Total	49	237618.5			

	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%
Intercept	426.9493878	19.99925543	21.34826415	3.77184E-26	386.7381897	467.1605858	386.7381897	467.1605858
X Variable 1	-0.676446579	0.682564469	-0.991036904	0.326637279	-2.048834425	0.695941268	-2.048834425	0.695941268

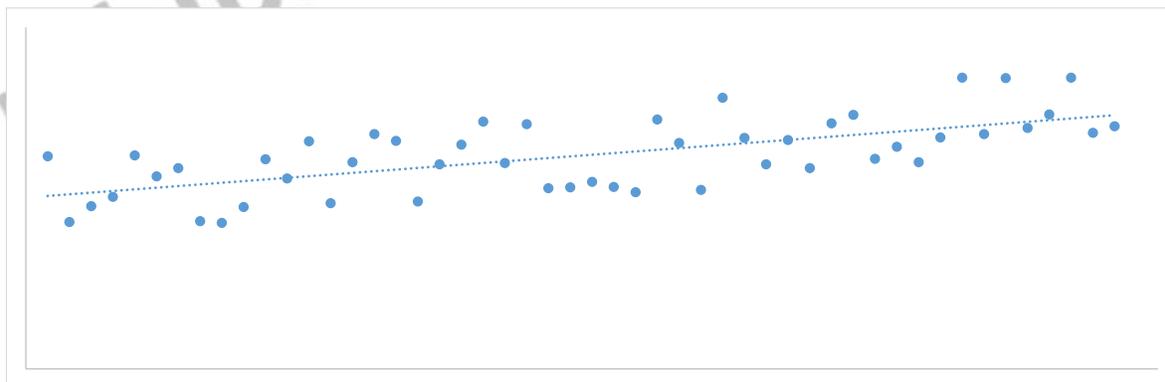
Si el valor de cero se encuentra contenido entre los valores de las celdas que fueron sombreadas, entonces podemos considerar que el comportamiento de esta serie de tiempo es horizontal (Revisar la Sección 2 del Anexo 1 de este capítulo.)

Comportamiento de tendencia

Consideramos que una serie de tiempo tiene un comportamiento de tendencia si al pensar en una línea que represente el comportamiento de los datos su pendiente es significativamente diferente de cero.

FIGURA 2.5

EJEMPLO DE UNA GRÁFICA CON COMPORTAMIENTO DE TENDENCIA



De nuevo incorporaremos una prueba de Excel para saber si la pendiente es significativamente diferente de cero. Si el valor de **cero** no se encuentra contenido entre los valores de las celdas que fueron sombreadas, entonces podemos considerar que el comportamiento de esta serie de tiempo tiene tendencia.

FIGURA 2.6

RESUMEN DE LOS RESULTADOS DE EXCEL

SUMMARY OUTPUT

Regression Statistics	
Multiple R	0.651801436
R Square	0.424845111
Adjusted R Square	0.412862718
Standard Error	66.07340047
Observations	50

ANOVA

	df	SS	MS	F	Significance F
Regression	1	154789.096	154789.096	35.45578026	2.94238E-07
Residual	48	209553.324	4365.69425		
Total	49	364342.42			

	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95.0%	Upper 95.0%
Intercept	401.1420408	18.97227019	21.1435973	5.73393E-26	362.9957349	439.2883467	362.9957349	439.2883467
X Variable 1	3.855606242	0.647513983	5.95447565	2.94238E-07	2.553692123	5.157520362	2.553692123	5.157520362

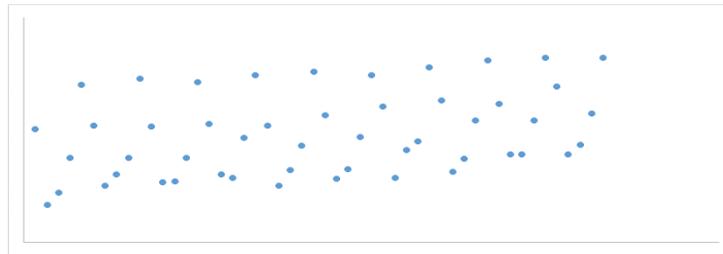
Dado que este caso los valores de estas celdas oscilan en el intervalo [2.5537, 5.1575] y el valor de cero no está contenido en este intervalo, entonces podemos considerar que estos datos tienen una tendencia positiva, es decir, los datos tienen una tendencia a aumentar. Si los valores del intervalo fuesen negativos, entonces los datos tendrían una tendencia a disminuir (Se sugiere revisar la Sección 2 del Anexo 1 de este capítulo.)

Comportamiento Estacional

Un conjunto de datos que tiene un comportamiento estacional no tiene ninguna prueba que pueda ser realizada, pero el comportamiento de los datos es tan característico que regularmente el sentido común podría indicarnos tanto que existe un comportamiento estacional como también el número de estaciones que deberán ser consideradas.

FIGURA 2.7

EJEMPLO DE UNA GRÁFICA CON COMPORTAMIENTO DATOS ESTACIONALES



Por ejemplo, en la gráfica anterior podemos observar como cada cinco periodos el comportamiento de los datos tiende a seguir el mismo patrón de comportamiento, mientras que, por otra parte, también podemos observar una cierta tendencia de los datos a crecer. Por lo tanto, en este caso podemos decir que los datos tienen estacionalidad y tendencia.

2.4 Métodos de Pronósticos para Datos Horizontales

Cuando los datos se comportan de manera horizontal, entonces existen tres métodos que son los más usuales para realizar los pronósticos.

- Promedios móviles
- Promedios móviles ponderados
- Suavización Exponencial

En los tres casos el pronosticador supone que los últimos datos que han ocurrido son los que más afectarán la ocurrencia del siguiente dato.

Promedios móviles

Un promedio móvil considera únicamente los n datos anteriores y el pronóstico será el promedio aritmético de esos datos. La fórmula utilizada es la siguiente:

$$F_k = X_{k-1} + X_{k-2} + \dots + X_{k-n}$$

donde F_i representa el pronóstico del periodo i y X_i representa el dato del periodo i .

Esto significa que si en una serie de tiempo deseamos encontrar el pronóstico para el periodo 8 utilizando un promedio móvil con $n = 4$, entonces debemos utilizar los datos X_4 , X_5 , X_6 y X_7 .

Regularmente la elección de n (el número de datos a considerar) en el pronóstico es arbitraria, pero también se sugiere que el pronosticador pruebe varios valores para saber cuál de ellos es el más conveniente. Un ejemplo de la aplicación de este método se encuentra presente en la Sección 3 del Anexo 1 de este capítulo.

Promedios móviles ponderados

Un promedio móvil ponderado considera únicamente los n datos anteriores, pero en este caso a cada uno de los datos se le otorga un peso específico α_i . La fórmula utilizada es la siguiente:

$$F_k = \alpha_1 X_{k-1} + \alpha_2 X_{k-2} + \dots + \alpha_n X_{k-n}$$

donde F_i representa el pronóstico del periodo i y X_i representa el dato del periodo i ; y un requisito indispensable es que: $\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n = 1$

Esto significa que si en una serie de tiempo deseamos encontrar el pronóstico para el periodo 6 utilizando un promedio móvil con $n = 3$, nuestro pronóstico será:

$$F_6 = \alpha_1 X_5 + \alpha_2 X_4 + \alpha_3 X_3.$$

Si pensamos que el último dato observado es aquel que más influye en el pronóstico entonces se sugiere que $\alpha_1 > \alpha_2 > \dots > \alpha_n$.

Un ejemplo de la aplicación de este método se encuentra presente en la Sección 4 del Anexo 1 de este capítulo.

Suavización exponencial simple

Una suavización exponencial considera todos los datos anteriores, y otorga al último dato un peso específico α (donde $0 < \alpha < 1$); este peso específico irá disminuyendo gradualmente para cada dato mientras más alejado se encuentre del periodo a pronosticar. Para el caso particular del pronóstico para el periodo 2, se considera que ese pronóstico es igual al primer dato, mientras que los siguientes pronósticos se obtienen mediante la ecuación:

$$F_k = \alpha X_{k-1} + (1 - \alpha) F_{k-1}$$

donde F_i representa el pronóstico del periodo i y X_i representa el dato del periodo i .

Un ejemplo de la aplicación de este método se encuentra presente en la Sección 5 del Anexo 1 de este capítulo.

2.5 Comparación de los Métodos de Pronósticos

Supongamos ahora que para una serie de tiempo deseamos utilizar algún método de pronóstico, ¿Cómo saber cuál de ellos elegir? Lo lógico consiste en pensar intuitivamente que deberíamos utilizar aquel método de pronóstico que más se apegue al comportamiento de los datos, es decir, aquel método cuya predicción se acerque más al dato que ocurre en la realidad.

El error en el pronóstico se obtiene la comparar el dato contra el pronóstico. Es decir, $e_i = X_i - F_i$.

Como se había mencionado, estos tipos de pronósticos se utilizan cuando el comportamiento de los datos es horizontal. En estos casos, al obtener los errores de los pronósticos se espera que el promedio de los errores sea cercano a cero y por otra parte y que aproximadamente un 50% de ellos sean positivos (es decir, que en cerca del 50% de los casos el dato sea mayor que el pronóstico).

Por otra parte, es conveniente añadir que existen tres diferentes medidas de error:

- MAD
- MAPE
- RMSE

Aunque la forma de medir el error en cada caso es diferente, los resultados son sumamente congruentes en el sentido de que al comparar dos o más métodos de pronósticos regularmente coincidirán en identificar cuál de los métodos es el mejor.

MAD (Mean Absolute Deviation)

Representa la distancia promedio en unidades que se encuentra alejado el pronóstico del dato. La fórmula es:

$$MAD = \frac{\sum |X_t - F_t|}{n}$$

MAPE (Mean Absolute Percentual Error)

Representa la distancia promedio en porcentaje que se encuentra alejado el pronóstico del dato. La fórmula es:

$$MAPE = \frac{\sum |(X_t - F_t)/X_t|}{n}$$

RMSE (Root Mean Square Error)

Es la menos intuitiva de las tres medidas, pero tal vez la más significativa de las tres. La fórmula es:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (X_t - F_t)^2}{n}}$$

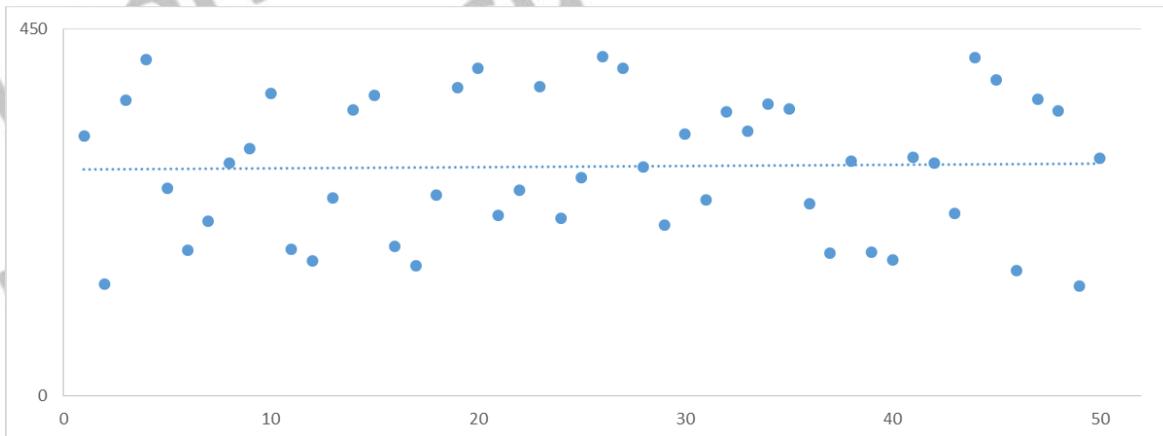
Ejemplo 1.

Considere la base de datos que aparece en el archivo anexo Datos 1.

Antes de realizar cualquier cálculo es conveniente anexar una gráfica de los datos y observar si el comportamiento de los datos lo podemos considerar como un comportamiento horizontal.

FIGURA 2.8

COMPORTAMIENTO DE LOS DATOS EN EL EJEMPLO 1



Después resulta conveniente determinar mediante una regresión si la pendiente es o no significativamente diferente de cero.

Al hacer la regresión de la línea de tendencia se obtiene:

FIGURA 2.9

SALIDA DE LOS DATOS DE EXCEL CON LOS DATOS DEL EJEMPLO 1

SUMMARY OUTPUT

<i>Regression Statistics</i>	
Multiple R	0.023749264
R Square	0.000564028
Adjusted R Square	-0.020257555
Standard Error	85.95002248
Observations	50

ANOVA

	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>
Regression	1	200.1145018	200.1145018	0.027088601	0.869960887
Residual	48	354595.5055	7387.406365		
Total	49	354795.62			

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>
Intercept	277.204898	24.67962959	11.23213365	4.92949E-15	227.5831769	326.826619
X Variable 1	0.138631453	0.842303271	0.16458615	0.869960887	-1.554932781	1.832195686

Dado que el valor de la pendiente se encuentra en el intervalo [-1.5549, 1.8322], entonces se puede considerar que los datos siguen un comportamiento horizontal.

Una vez que esto ha ocurrido entonces podemos utilizar alguno de los métodos de pronóstico vistos en la sección anterior.

Supongamos que deseamos utilizar para estos datos tres diferentes métodos de pronósticos y después seleccionar el que mejor se adapte al comportamiento de los datos. Para esto decidimos utilizar 1) promedios móviles con $n = 6$; 2) promedios móviles ponderados con $\alpha_1 = 0.50$, $\alpha_2 = 0.35$, $\alpha_3 = 0.15$; y finalmente el método de suavización exponencial simple con $\alpha = 0.2$.

En las presentaciones anexas a este capítulo se indica cómo obtener cada uno de estos pronósticos y las medidas de cada uno de los tres tipos de errores, un resumen de los resultados se presenta a continuación.

TABLA 2.1

RESUMEN DE LAS MEDIDAS DE LOS ERRORES PARA CADA TIPO DE MÉTODO DE PRONÓSTICO.

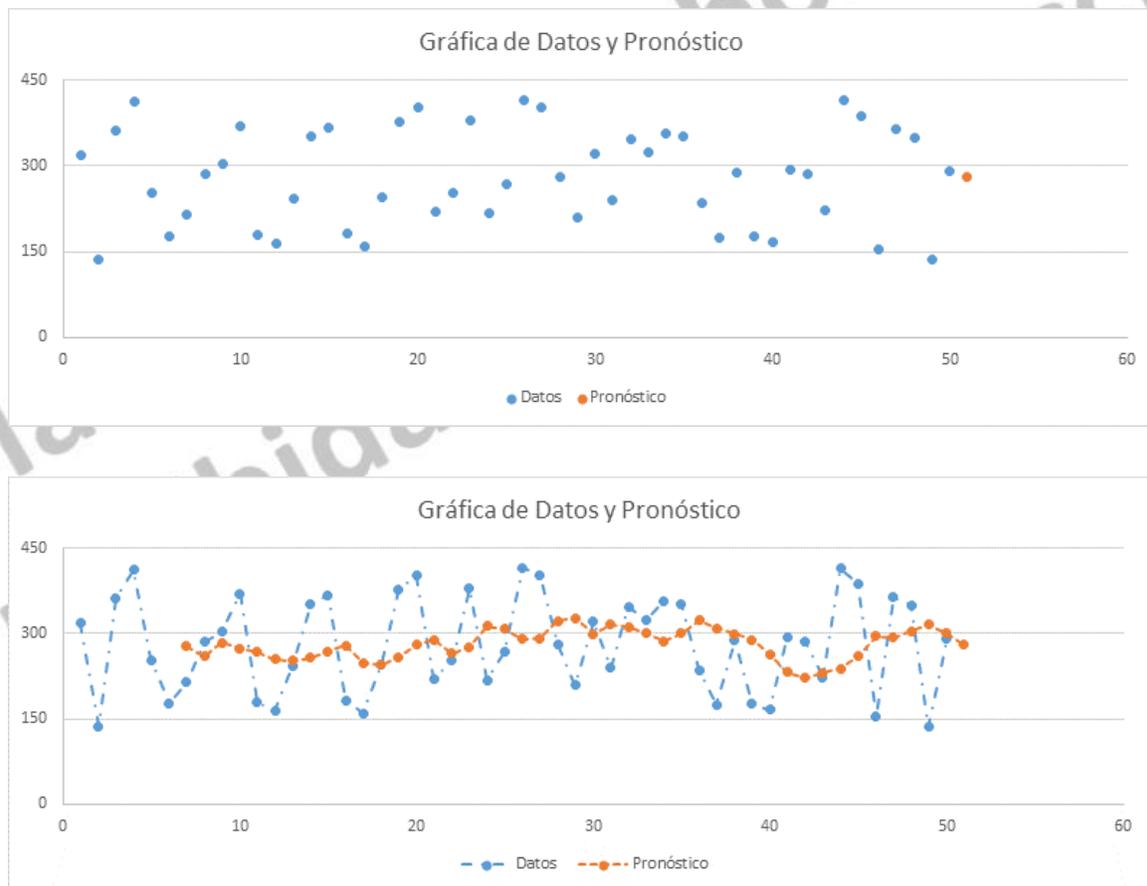
Método de Pronóstico	Pronóstico	Media de los errores	MAD	RMSE	MAPE
Promedios Móviles	280.33	-0.235	75.848	88.436	0.311
Promedios Ponderados	245.25	-1.451	91.840	104.258	0.380
Suavización Exponencial	274.36	-4.453	80.470	92.520	0.342

Como es posible observar, el método que resulta ser el mejor es el de Promedios Móviles. Como también puede observarse en la tabla, las tres medidas son convergentes al señalar que el mejor método es Promedios Móviles, después el de Suavización Exponencial y finalmente el de Promedios Ponderados.

De acuerdo con lo anterior, entonces el pronóstico para el siguiente periodo debería ser 280.33.

Cuando alguien observa esto, entonces regularmente la persona se imagina algo como lo que se encuentra en las siguientes figuras:

FIGURA 2.10
VISUALIZACIÓN COMÚN DEL PRONÓSTICO



Como se decía al inicio de este capítulo, la idea que nos proporciona este tipo de gráficos es incompleta, ya que no nos brinda suficiente información sobre cuál será nuestra decisión

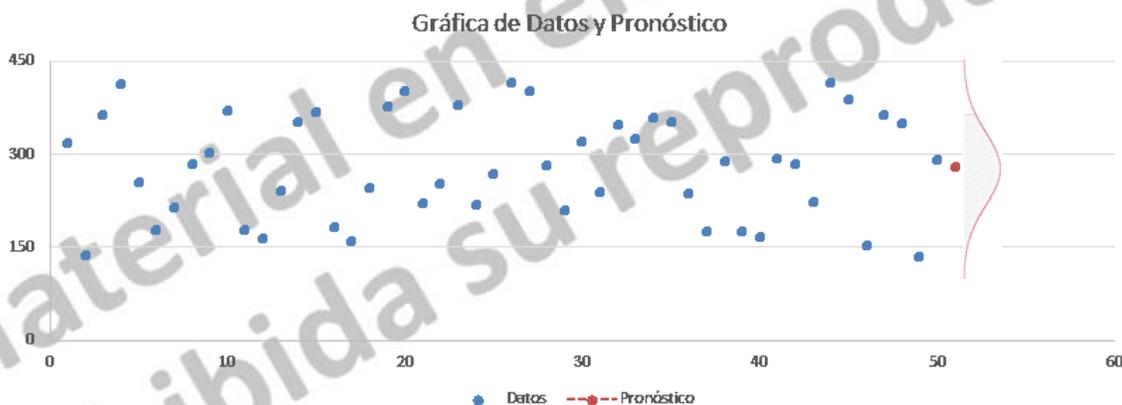
para el siguiente periodo. Si los datos representan ventas de un artículo, la demanda de un producto, las solicitudes de un determinado tipo de servicio, etc., entonces esto significará que no tenemos una idea clara de cuál debería ser un nivel de cobertura adecuado si queremos un determinado nivel de servicio.

Supongamos que deseamos tener un nivel de servicio del 90%, el pronóstico que se ha obtenido en realidad representa el valor esperado de la demanda, es decir, si decidimos cubrirnos con la cantidad de artículos sugeridos por el pronóstico entonces tendremos solamente una probabilidad del 50% de poder satisfacer la demanda. ¿Con cuántos artículos aseguramos que la demanda será cubierta en el 90% de los casos?

En este sentido, una gráfica que pueda observarse como la siguiente figura sería de una mayor ayuda.

FIGURA 2.11

VISUALIZACIÓN DEL PRONÓSTICO CONSIDERANDO LA VARIABILIDAD DEL ERROR



Ahora bien, la pregunta debería ser cómo calcular esa curva asociada al pronóstico. Para poder calcular esa curva entonces es necesario realizar un análisis de los errores.

Como se había mencionado anteriormente, un requisito importante para saber si un método de pronóstico es adecuado para una serie de tiempo consiste en observar si la media de los errores es cercano a cero. Si la media se encuentra alejada de cero, entonces el método de pronóstico utilizado no es útil. De esta manera, dado que la media teórica de los errores debería ser cero, entonces debemos calcular la desviación estándar de los errores. Para el conjunto de datos con los que estamos trabajando este ejemplo la desviación estándar de los errores es de 89.46 unidades, por lo que utilizando la distribución

normal podemos calcular una cobertura del 90% y entonces obtendremos que ese punto corresponde al valor de 394.98 unidades.

Un valor muy aproximado de esta desviación estándar se obtiene cuando sacamos la RMSE. Por ejemplo, en este problema, este valor corresponde a 88.44 unidades, es por esto que una medida adecuada para la comparación del pronóstico sea el RMSE en lugar del MAD o el MAPE.

Un ejemplo del cálculo de estos parámetros se encuentra presente en la Sección 6 en el Anexo 1 de este capítulo.

Utilidad del Método de Pronóstico

Como se había comentado anteriormente, una equivocación frecuente es suponer que es preferible utilizar algún método de pronóstico a no pronosticar.

En realidad, es muy conveniente entender que los datos por si mismos contienen información sobre su comportamiento. La media de los datos y la variabilidad asociada a estos datos ya pueden darnos de un intervalo en donde los datos podrían tomar valores.

El objetivo de cualquier método de pronóstico es disminuir la variabilidad al predecir los datos. De no ser así, entonces utilizar un método de pronóstico no tendría ningún sentido. Por ejemplo, suponga que mediante alguna fórmula podemos obtener que un intervalo del 95% de confianza para un pronóstico está en el intervalo de [100, 300], mientras que otro método nos asegura con la misma confianza que el intervalo en donde ocurrirá el siguiente dato se encuentra en [150, 220]. Dado que el segundo intervalo es más pequeño, esto significa que el segundo método de pronóstico tiene una mayor precisión.

Es conveniente recordar que el tamaño de un intervalo de confianza está en proporción directa a su desviación estándar, mientras menor sea la desviación estándar menor será el intervalo de confianza.

Cuanto tomamos los datos analizados en el problema que hemos venido trabajando entonces es posible observar que la media de los datos es 280.74, y su desviación estándar es de 85.09, mientras que el RMSE del mejor método de pronóstico es 88.44. Esto significa que en lugar de que cualquiera de los tres métodos de pronósticos haya logrado reducir la variabilidad del valor esperado, este valor ha aumentado.

Para medir entonces la eficiencia del pronóstico es posible considerar la siguiente fórmula:

$$Eficiencia = 1 - \frac{RMSE}{DS}$$

Donde RMSE es la Raíz del Error Cuadrático Medio, y DS representa la desviación estándar de los datos.

Si el valor de la Eficiencia es negativo (es decir, si el RMSE es mayor que DS), entonces podemos rápidamente concluir que el método de pronósticos utilizado es ineficiente y que es sería mejor utilizar intervalos de confianza en torno a la media de los datos que utilizar este método de pronóstico.

Un ejemplo del cálculo de la eficiencia se encuentra presente en la Sección 7 en el Anexo 1 de este capítulo.

2.6 El Método de la Descomposición de Series de Tiempo

De la misma manera que existen métodos para datos con un comportamiento horizontal, también se pueden citar métodos para datos con comportamientos con tendencia y datos con comportamiento estacional.

En el caso de los datos con comportamiento que tienen tendencia existen diferentes métodos, por ejemplo el método de Promedios Móviles Lineales, el método de Suavización Exponencial con Tendencia (o método de Holt), los modelos de Gompertz, entre otros.

Para el caso de datos que estén afectados por la estacionalidad, entonces es recomendable utilizar alguno de los métodos de Winter.

No obstante, una forma general de poder realizar pronósticos para datos con tendencia, estacionalidad o que presentan ambos componentes consiste en realizar una descomposición de la serie de tiempo.

A grandes rasgos, la descomposición de una serie de tiempo tiene por objeto establecer los valores asociados a la tendencia y la estacionalidad de una serie de tiempo, retirar de la serie dicho efectos (al retirar estos efectos, la serie deberá de tener un comportamiento horizontal), realizar un pronóstico para la nueva serie de tiempo y después regresar a esta los efectos de la tendencia y la estacionalidad.

Descomposición de una serie de tiempo con tendencia

Si se desea retirar el efecto de la tendencia en una serie de tiempo, una forma simple (pero que en la gran mayoría de los casos ofrece buenos resultados) consiste en utilizar la técnica de regresión y realizar el cálculo de la pendiente. Al restarle a cada uno de los datos el valor de la pendiente multiplicada por el periodo en que se hizo la medición el resultado que se obtiene consistirá en una serie que tendrá un comportamiento horizontal. Dado que contamos con algunos métodos para realizar el pronóstico de series horizontales, entonces podría aplicarse alguno de ellos, y si la eficiencia del método es favorable, entonces se recomendaría utilizar el pronóstico para el siguiente valor de la serie. Es conveniente hacer notar que estos pronósticos se han obtenido para los datos a los que se les extrajo el componente de la tendencia, por lo que para obtener un buen pronóstico para los datos iniciales es necesario regresar la tendencia.

Para ilustrar el método se muestra un ejemplo completo en la Sección 8 en el Anexo 1 de este capítulo.

Descomposición de una serie de tiempo con estacionalidad

En el caso de datos con comportamiento estacional, entonces la idea sería tratar de establecer un método para retirar la estacionalidad de los datos. Para lograr esto es necesario en primer lugar determinar el número de estaciones que se presentan y determinar este factor estacional.

Una vez que los factores estacionales han sido determinados, entonces regularmente los datos originales se dividen entre el factor que le corresponde y de esta manera se habrá extraído el efecto de la estación en cada uno de estos datos. Al realizar esto, entonces regularmente los datos adquirirán de nuevo un patrón horizontal que permitirá utilizar algunos de los métodos de pronóstico revisados en la sección anterior, de nuevo buscaríamos medir la eficiencia del pronóstico y si ésta eficiencia fuese favorable se utilizaría para el cálculo del pronóstico. Este pronóstico que se ha obtenido sería adecuado para la serie a la cual se le extrajo el componente estacional, por lo que para la obtención de un pronóstico adecuado para los datos iniciales sería necesario regresar el efecto estacional.

Para ilustrar el método se muestra un ejemplo completo en la Sección 9 en el Anexo 1 de este capítulo.

Descomposición de una serie de tiempo con tendencia y estacionalidad

En el caso de datos con comportamiento estacional y con tendencia, entonces el objetivo sería quitar ambos componentes, para poder hacer esto entonces la idea es tratar de establecer un método para retirar la estacionalidad de los datos y después retirar la tendencia. Para lograr esto es necesario en primer lugar determinar el número de estaciones que se presentan y determinar el factor estacional.

Una vez que los factores estacionales han sido determinados, entonces regularmente los datos originales se dividen entre el factor que le corresponde y de esta manera se habrá extraído el efecto de la estación en cada uno de estos datos. Al realizar esto, entonces regularmente los datos adquirirán de nuevo un patrón que reflejará únicamente la tendencia. Al igual que se hizo en el primer caso de esta sección, ahora la idea es retirar la tendencia mediante la determinación del coeficiente asociado con la pendiente en la recta de regresión. Al hacer esto se obtendrá una serie horizontal que permitirá utilizar algunos de los métodos de pronóstico revisados anteriormente, de nuevo buscaríamos medir la eficiencia del pronóstico y si ésta eficiencia fuese favorable se utilizaría para el cálculo del pronóstico. Al obtener el pronóstico el cálculo sería adecuado para los datos horizontales, por lo que para la obtención de un pronóstico correcto para los datos iniciales sería necesario regresar el efecto de la tendencia y después regresar el efecto de la estación.

Para ilustrar el método se muestra un ejemplo completo en la Sección 10 en el Anexo 1 de este capítulo.

2.7 Resumen del Capítulo

Pronosticar es realizar una estimación sobre aquello que es posible que ocurra en el futuro basado en análisis y consideraciones de juicio. El objetivo fundamental del pronóstico es colaborar a la toma de decisiones, sin embargo, un pronóstico en sí mismo no representa una decisión.

Un pronóstico siempre tendrá dos dimensiones, una dimensión asociada al valor puntual del pronóstico y otra que está asociada a una medida de variabilidad del error, ambas dimensiones son fundamentales pues con base en ellas se puede suponer que la ocurrencia del siguiente dato tendrá una distribución normal con media μ (que estará representando por el pronóstico en sí mismo) y una desviación estándar σ (cuyo valor es muy aproximado al RMSE).

La frase de que “siempre es mejor utilizar un método de pronóstico a no utilizar ningún método” es errónea en el sentido de que los datos por si mismos ya nos ofrecen una media y una desviación estándar que podrían ser utilizados como los parámetros de un pronóstico. Un método de pronóstico solo será útil si el RMSE asociado a este método es menor que la desviación estándar de los datos.

Aun y cuando existen métodos un poco más complejos que los revisados en este capítulo, una gran mayoría de ellos tienen su origen en estos métodos, y dependiendo de la habilidad del pronosticador, es posible hacer una interpretación de algunos otros factores que ayuden disminuir el error asociado a un pronóstico.

Es conveniente añadir que una línea de regresión puede no ser la curva más adecuada para el comportamiento de una serie de tiempo y que dependiendo del tipo de ajuste que los datos necesiten podría ser conveniente utilizar algún otro tipo de curva (exponencial, logarítmica, polinomial, etc.). No obstante, el análisis de estos métodos está más allá del alcance programado en este capítulo.

Material en elaboración
Prohibida su reproducción

Anexo 1

SECCIÓN 1: EL GRÁFICO

Para poder realizar el ejercicio copie los datos a una hoja de Excel y colóquelos en dos columnas de tal forma que en la primera columna el periodo vaya del 1 al 40 y en la segunda columna los datos del 219 al 458.

TABLA 2.2

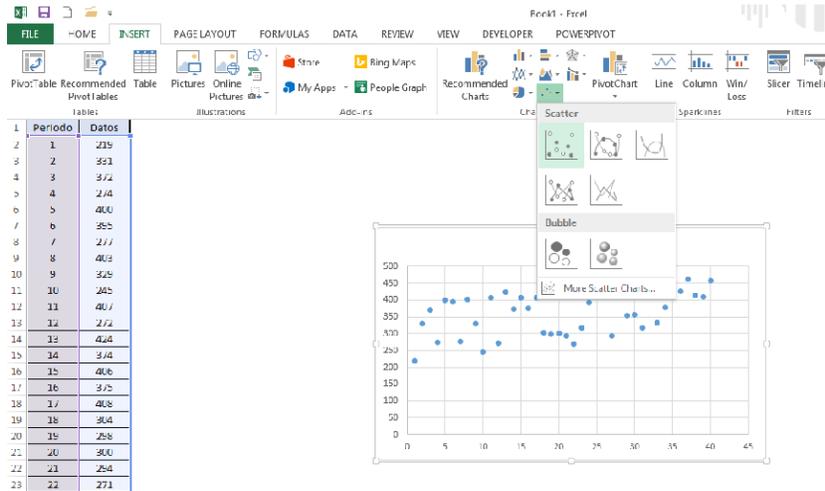
DATOS PARA EL EJERCICIO.

Periodo	Datos		Periodo	Datos
1	219		21	294
2	331		22	271
3	372		23	319
4	274		24	392
5	400		25	434
6	395		26	450
7	277		27	293
8	403		28	438
9	329		29	353
10	245		30	357
11	407		31	319
12	272		32	467
13	424		33	333
14	374		34	379
15	406		35	449
16	375		36	427
17	408		37	462
18	304		38	415
19	298		39	410
20	300		40	458

Una vez que los datos han sido colocados en una hoja de cálculo, entonces Seleccione los datos vaya al menú: Insert > Charts > Scatter

FIGURA 2.12

MENÚ PARA INSERTAR UNA GRÁFICA TIPO SCATTER

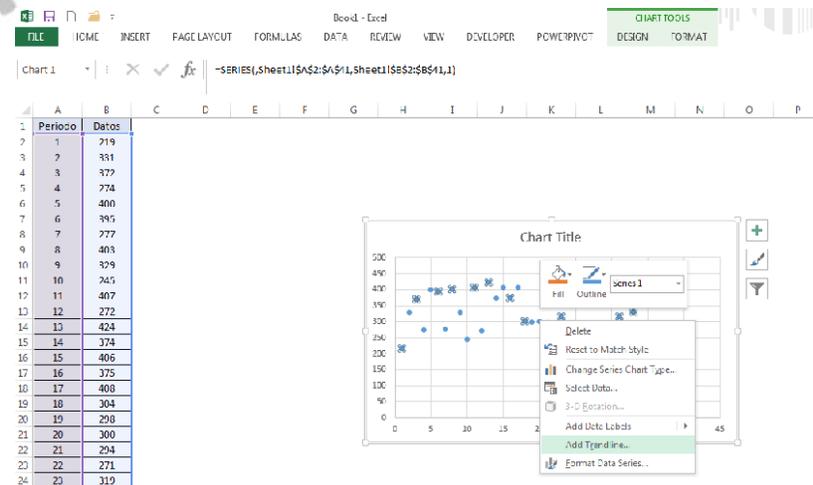


Para que aparezca la línea de tendencia entonces:

- Coloque el cursor sobre alguno de los puntos de la gráfica
- Dé Click Derecho en el punto
- En el menú que aparecerá seleccione la opción “Add Trendline”
- En el nuevo menú de esta opción Seleccione la opción “Linear” y “Display equation on chart”

FIGURA 2.13

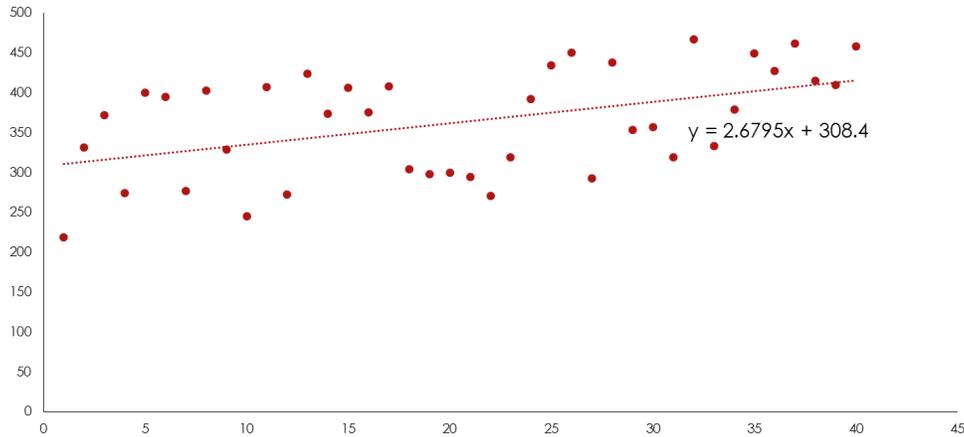
FORMA DE INSERTAR LA ECUACIÓN DE REGRESIÓN



El gráfico deberá quedar de la siguiente forma:

FIGURA 2.14

GRÁFICA DE LA FIGURA CON LA ECUACIÓN DE REGRESIÓN



SECCIÓN 2: RESULTADOS DE LA REGRESIÓN

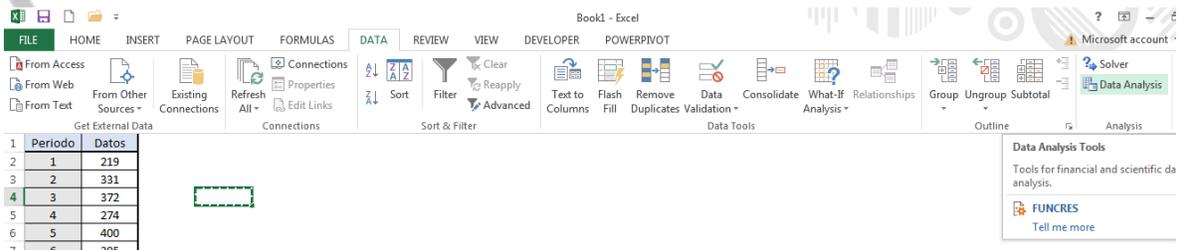
Para realizar la prueba de regresión y saber si el comportamiento es horizontal o tienen tendencia entonces realice los siguientes pasos:

Vaya al menú Data y seleccione Data Analysis

Dar Click y seleccionar Regression

FIGURA 2.15

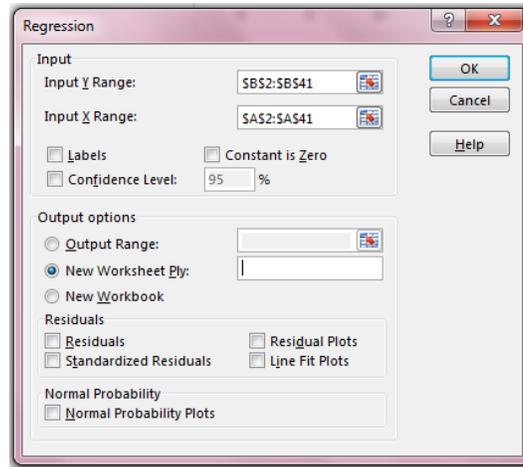
MENÚ PARA REALIZAR EL ANÁLISIS DE DATOS



Cuando aparezca el siguiente menú entonces:

FIGURA 2.16

MENÚ PARA COLOCAR LOS DATOS DE LA REGRESIÓN



- En el Input Y Range coloque los valores de las celdas correspondientes a los datos
- En el Input X Range coloque los valores de las celdas correspondientes a los periodos
- Dar Click en OK

Después de dar Click aparecerá una nueva hoja en Excel con los siguientes datos:

FIGURA 2.17

RESULTADOS DEL ANÁLISIS DE LA REGRESIÓN

SUMMARY OUTPUT

<u>Regression Statistics</u>	
Multiple F	0.468434
R Square	0.21943
Adjusted R Square	0.198889
Standard Error	59.8516
Observations	40

ANOVA

	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>
Regression	1	38266.65	38266.65	10.6824	0.0023
Residual	38	136124.1	3582.214		
Total	39	174390.8			

	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95.0%</i>	<i>Upper 95.0%</i>
Intercept	308.3962	19.28728	15.98961	1.84E-18	269.3511	347.4412	269.3511	347.4412
X Variable 1	2.679456	0.819808	3.268394	0.0023	1.019841	4.33907	1.019841	4.33907

Los datos que usted debe analizar fueron sombreados. En este caso, dado que ambos límites (Lower y Upper) son positivos, entonces se puede asegurar que existe tendencia.

SECCIÓN 3: PROMEDIOS MÓVILES SIMPLES

Considere ahora los siguientes datos y supongamos que deseamos aplicar el Método de Promedios Móviles Simples con $n = 4$:

TABLA 2.3

DATOS PARA EL EJERCICIO.

Periodo	Datos
1	137
2	190
3	96
4	149
5	181
6	167
7	175
8	155
9	154
10	166

Dado que se necesitan cuatro datos para obtener un pronóstico, entonces solamente se puede obtener los pronósticos del periodo 5 en adelante. Los pronósticos y la manera de obtenerlos se muestra a continuación:

TABLA 2.4

TABLA DE PRONÓSTICOS CON EL MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES SIMPLES.

Periodo	Datos	Pronóstico	Forma de obtener el pronóstico
1	137		
2	190		
3	96		
4	149		
5	181	143.00	$F5 = (137 + 190 + 96 + 149)/4$
6	167	154.00	$F6 = (190 + 96 + 149 + 181)/4$
7	175	148.25	$F7 = (96 + 149 + 181 + 167)/4$
8	155	168.00	$F8 = (149 + 181 + 167 + 175)/4$
9	154	169.50	$F9 = (181 + 167 + 175 + 155)/4$
10	166	162.75	$F10 = (167 + 175 + 155 + 154)/4$
		162.50	$F11 = (175 + 155 + 154 + 166)/4$

SECCIÓN 4: PROMEDIOS MÓVILES PONDERADOS

Consideremos los mismos datos que en la sección anterior, pero ahora suponga que se desea aplicar el Método de Promedios Móviles Ponderados con $\alpha_1 = 0.5$, $\alpha_2 = 0.3$ y $\alpha_3 = 0.2$.

Dado que se necesitan tres datos para obtener un pronóstico, entonces se puede obtener los pronósticos del periodo 4 en adelante. Los pronósticos y la forma en que se obtienen se muestra en la siguiente tabla:

TABLA 2.5

TABLA DE PRONÓSTICOS CON EL MÉTODO DE PROMEDIOS MÓVILES PONDERADOS.

Periodo	Datos	Pronóstico	Forma de obtener el pronóstico
1	137		
2	190		
3	96		
4	149	132.4	$F_4 = 0.5 * 96 + 0.3 * 190 + 0.2 * 137$
5	181	141.3	$F_5 = 0.5 * 149 + 0.3 * 96 + 0.2 * 190$
6	167	154.4	$F_6 = 0.5 * 181 + 0.3 * 149 + 0.2 * 96$
7	175	167.6	$F_7 = 0.5 * 167 + 0.3 * 181 + 0.2 * 149$
8	155	173.8	$F_8 = 0.5 * 175 + 0.3 * 167 + 0.2 * 181$
9	154	163.4	$F_9 = 0.5 * 155 + 0.3 * 175 + 0.2 * 167$
10	166	158.5	$F_{10} = 0.5 * 154 + 0.3 * 155 + 0.2 * 175$
		160.2	$F_{11} = 0.5 * 166 + 0.3 * 154 + 0.2 * 155$

SECCIÓN 5: SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL SIMPLE

Consideremos nuevamente los mismos datos, pero ahora se obtendrán los pronósticos mediante el Método de la Suavización Exponencial Simple con $\alpha = 0.2$.

En este método, regularmente el pronóstico para el segundo periodo es el dato que ocurre en el primer periodo. Después de esta consideración se procede a aplicar la fórmula para obtener los pronósticos.

Los pronósticos aparecen en la siguiente tabla:

TABLA 2.6

TABLA DE PRONÓSTICOS CON EL MÉTODO DE SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL SIMPLE.

Periodo	Datos	Pronóstico	Forma de obtener el pronóstico
1	137		
2	190	137.000	$F_2 = 137$
3	96	147.600	$F_3 = 0.2 * 190 + 0.8 * 137.000$
4	149	137.280	$F_4 = 0.2 * 96 + 0.8 * 147.600$
5	181	139.624	$F_5 = 0.2 * 149 + 0.8 * 137.280$
6	167	147.899	$F_6 = 0.2 * 181 + 0.8 * 139.624$
7	175	151.719	$F_7 = 0.2 * 167 + 0.8 * 147.899$
8	155	156.375	$F_8 = 0.2 * 181 + 0.8 * 157.719$
9	154	156.100	$F_9 = 0.2 * 155 + 0.8 * 156.375$
10	166	155.680	$F_{10} = 0.2 * 154 + 0.8 * 156.100$
		157.744	$F_{11} = 0.2 * 166 + 0.8 * 155.680$

SECCIÓN 6: DIFERENTES MEDIDAS DEL ERROR

Los cálculos para realizar este ejercicio se han obtenido utilizando el PMS con $n = 4$ visto en la Sección 3.

TABLA 2.7

COMPARACIÓN DE LAS DIFERENTES MEDIDAS DE ERROR.

Periodo	Datos	Pronóstico	Error	Valor absoluto del Error	Error al cuadrado	Valor absoluto del Error / Dato
1	137					
2	190					
3	96					
4	149					
5	181	143.00	$E_5 = 181.00 - 143.00 = 38.00$	38.00	1 444.00	$38 / 181 = 0.2099$
6	167	154.00	$E_6 = 167.00 - 154.00 = 13.00$	13.00	169.00	$13 / 167 = 0.0778$
7	175	148.25	$E_7 = 175.00 - 148.25 = 26.75$	26.75	715.56	$26.75 / 175 = 0.1529$
8	155	168.00	$E_8 = 155.00 - 168.00 = - 13.00$	13.00	169.00	$13 / 155 = 0.0839$
9	154	169.50	$E_9 = 154.00 - 169.50 = - 15.50$	15.50	240.25	$15.5 / 154 = 0.1006$
10	166	162.75	$E_{10} = 166.00 - 162.75 = 3.25$	3.25	10.56	$3.25 / 166 = 0.0196$
11		162.50				
		Promedios	8.75	18.25	458.06	0.1070

En este caso, $MAD = 18.25$, $RMSE = \sqrt{458.06} = 21.40$ y $MAPE = 0.1070$.

SECCIÓN 7: EFICIENCIA DEL MÉTODO DE PRONÓSTICO

Como se había argumentado, los datos por si mismos contienen datos que pueden ayudarnos en la toma de decisiones. Para el ejemplo que hemos venido trabajando desde la Sección 3, los datos tienen una media de 157 con una desviación estándar de 26.60

Al utilizar el Pronóstico de PMS con $n = 4$ se obtiene que el $RMSE = 21.40$

De esta manera, utilizando la fórmula de la eficiencia se obtiene que:

$$Eficiencia = 1 - \frac{RMSE}{DS} = 1 - \frac{21.40}{26.60} = 0.1953$$

Este resultado significa que este método de pronóstico reduce la variabilidad de los datos en aproximadamente 20%, por lo que resulta conveniente utilizarlo.

SECCIÓN 8: DESCOMPOSICIÓN DE SERIES DE TIEMPO. TENDENCIA.

Considere ahora los siguientes datos:

TABLA 2.8

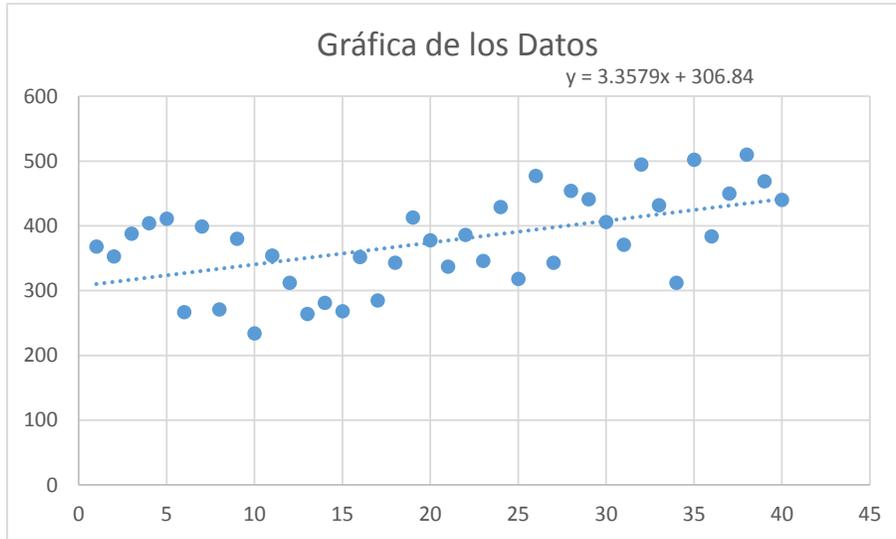
DATOS PARA EL EJERCICIO.

Periodo	Datos	Periodo	Datos
1	368	21	337
2	353	22	386
3	388	23	346
4	404	24	429
5	411	25	318
6	267	26	477
7	399	27	343
8	271	28	454
9	380	29	441
10	234	30	406
11	354	31	371
12	312	32	495
13	264	33	432
14	281	34	312
15	268	35	502
16	352	36	384
17	285	37	450
18	343	38	510
19	413	39	469
20	378	40	440

Al realizar la gráfica que representa los datos llegamos a la siguiente figura:

FIGURA 2.18

GRÁFICO DE LOS DATOS CON LA RECTA DE REGRESIÓN



Al realizar el análisis de regresión lineal se obtiene la siguiente tabla:

FIGURA 2.19

ANÁLISIS DE LA REGRESIÓN

SUMMARY OUTPUT								
<i>Regression Statistics</i>								
Multiple R	0.547871281							
R Square	0.300162941							
Adjusted R Square	0.281746176							
Standard Error	60.7235147							
Observations	40							
<i>ANOVA</i>								
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>			
Regression	1	60097.65596	60097.65596	16.29835344	0.000252898			
Residual	38	140119.119	3687.345238					
Total	39	200216.775						
	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>	<i>Lower 95.0%</i>	<i>Upper 95.0%</i>
Intercept	306.8384615	19.56825544	15.68041988	3.50906E-18	267.2245994	346.4523236	267.2245994	346.4523236
X Variable 1	3.357879925	0.831750932	4.037121926	0.000252898	1.674088192	5.041671658	1.674088192	5.041671658

Dado que los valores que corresponden a Lower y Upper son positivos, se acepta que hay tendencia y que los datos crecen 3.35788 unidades en promedio por periodo

Con el objeto de quitar el efecto de la tendencia entonces debemos de quitar 3.35788 unidades al primer dato, el doble al segundo, y así sucesivamente. De esta manera los datos se transforman en los siguientes:

TABLA 2.9

TRANSFORMACIÓN DE LOS DATOS CUANDO SE ANULA LA TENDENCIA.

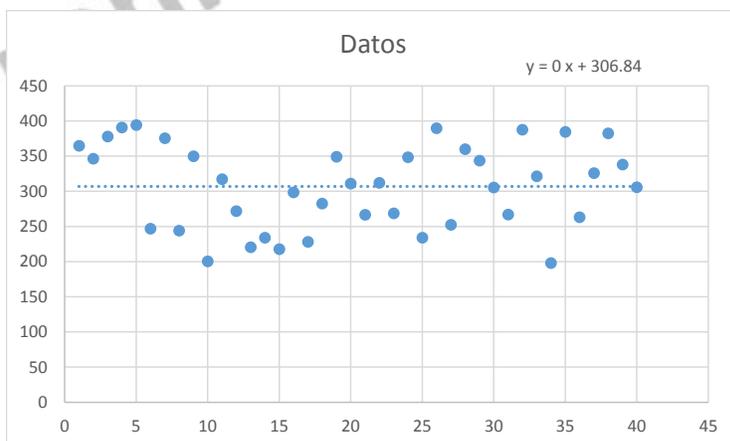
Periodo	Datos	Periodo	Datos	Periodo	Datos
1	368	21	337	1	364.64
2	353	22	386	2	346.28
3	388	23	346	3	377.92
4	404	24	429	4	390.56
5	411	25	318	5	394.21
6	267	26	477	6	246.85
7	399	27	343	7	375.49
8	271	28	454	8	244.13
9	380	29	441	9	349.77
10	234	30	406	10	200.42
11	354	31	371	11	317.06
12	312	32	495	12	271.70
13	264	33	432	13	220.34
14	281	34	312	14	233.98
15	268	35	502	15	217.63
16	352	36	384	16	298.27
17	285	37	450	17	227.91
18	343	38	510	18	282.55
19	413	39	469	19	349.20
20	378	40	440	20	310.84



Con los nuevos datos, la gráfica asume ahora la siguiente forma:

FIGURA 2.17

GRÁFICA DE LOS DATOS SIN TENDENCIA



Dado que los datos ahora siguen un patrón de comportamiento horizontal, entonces podemos utilizar algunos de los métodos que estudiamos anteriormente.

Cuando aplicamos estos métodos y analizamos sus errores entonces llegaremos a la siguiente tabla:

TABLA 2.10

ANÁLISIS DE LOS ERRORES AL APLICAR DIFERENTES MÉTODOS DE PRONÓSTICOS A LOS DATOS SIN TENDENCIA.

Método	RMSE
PMS (n = 4)	61.27
PMP ($\alpha_1 = 0.5, \alpha_2 = 0.3, \alpha_3 = 0.2$)	67.54
SES ($\alpha = 0.2$)	61.08
Desviación Estandar	59.94

Como se puede observar, la desviación estándar propia de los datos es 59.94. Dado que el RMSE de los métodos analizados es mayor que esta desviación estándar entonces la eficiencia de estos métodos es negativa. Por lo que el pronóstico más eficiente es la media de los datos, es decir, el pronóstico para el siguiente periodo es 306.84.

Una observación sumamente importante es que el valor de 306.84 es un pronóstico para una serie a la cual la tendencia le fue retirada. Para realizar el pronóstico para los datos reales entonces es necesario devolver la tendencia. Por ejemplo, si deseamos obtener los pronósticos reales para los periodos 41 y 42, entonces:

$$F_{41} = 306.84 + 41 * 3.3579 = 444.5139$$

$$F_{42} = 306.84 + 42 * 3.3579 = 447.8718$$

Además, para poder obtener la variabilidad del pronóstico podemos considerar que en ambos casos el valor de la desviación estándar del error es de 59.9399 unidades.

SECCIÓN 9: DESCOMPOSICIÓN DE SERIES DE TIEMPO. ESTACIONALIDAD.

Considere ahora los siguientes datos:

TABLA 2.11

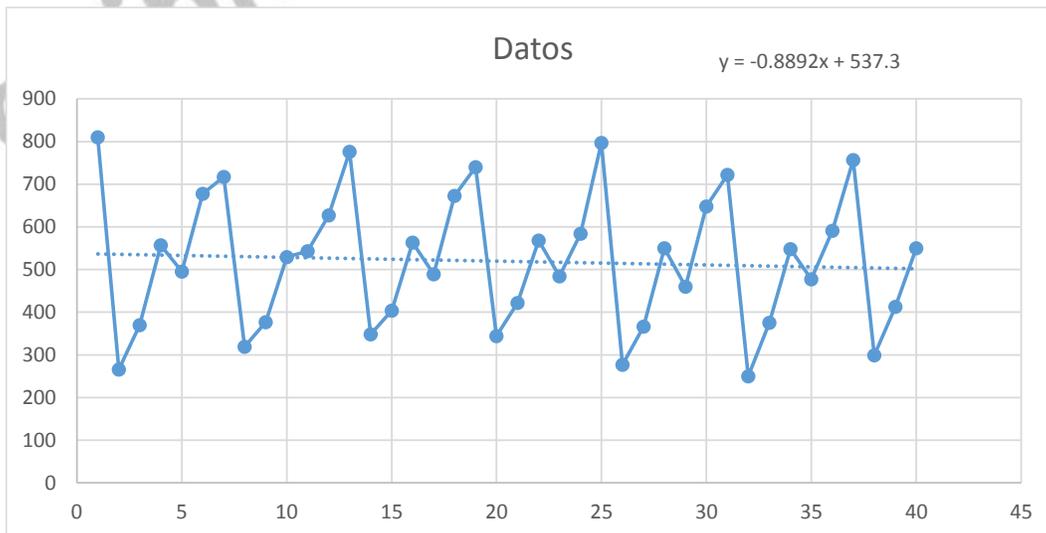
DATOS PARA EL EJEMPLO.

Periodo	Datos	Periodo	Datos
1	810	21	422
2	266	22	568
3	370	23	484
4	557	24	584
5	495	25	797
6	678	26	277
7	717	27	366
8	319	28	550
9	377	29	460
10	529	30	648
11	543	31	722
12	627	32	250
13	776	33	375
14	348	34	548
15	404	35	477
16	563	36	591
17	489	37	757
18	673	38	299
19	740	39	413
20	344	40	550

Al realizar la gráfica que representa los datos llegamos a la siguiente figura:

FIGURA 2.20

GRÁFICO DE LOS DATOS CON LA RECTA DE REGRESIÓN



Aunque no es totalmente claro, se puede observar que la figura toma una forma similar cada 6 periodos. Por lo que el número de estaciones es 6. Por otra parte, se puede observar también que los datos no presentan tendencia.

Una manera simple de obtener el factor de estacionalidad es el siguiente:

Paso 1. Seleccione un número de datos que sea un múltiplo del número de estaciones (de preferencia que sea el máximo posible). Por ejemplo, dado que el número de datos es 40 y el número de estaciones es 6, entonces podríamos seleccionar 36 datos.

Paso 2. Obtenga el promedio de los datos que pertenecen a cada estación. En el ejemplo anterior, los datos correspondientes a los periodos de la primera estación serían los datos 1, 7, 13, 19, 25, 31; los datos que corresponden a los periodos de la segunda estación son 2, 8, 14, 20, 26, 32; y así sucesivamente.

Promedio de los datos de la 1a. Estación: 760.33

Promedio de los datos de la 2a. Estación: 300.67

Promedio de los datos de la 3a. Estación: 385.67

Promedio de los datos de la 4a. Estación: 552.50

Promedio de los datos de la 5a. Estación: 491.33

Promedio de los datos de la 6a. Estación: 633.50

Paso 3. Después de obtener los promedios de cada estación, obtenga el promedio de estos promedios.

Promedio General: 520.67

Paso 4. Para obtener el factor estacional divida cada promedio entre el promedio general. Para el ejemplo que estamos haciendo se deben obtener los siguientes resultados

Factor Estacional 1: $760.33/520.67 = 1.4603$

Factor Estacional 2: $300.67/520.67 = 0.5775$

Factor Estacional 3: $385.67/520.67 = 0.7407$

Factor Estacional 4: $552.50/520.67 = 1.0611$

Factor Estacional 5: $491.33/520.67 = 0.9437$

Factor Estacional 6: $633.67/520.67 = 1.2167$

Paso 5. Vuelva a seleccionar todos los datos y coloque el factor estacional correspondiente al lado de cada uno de ellos.

Paso 6. Divida cada dato entre su factor estacional.

Paso 7. El resultado deberá ser una serie que tenga un comportamiento horizontal

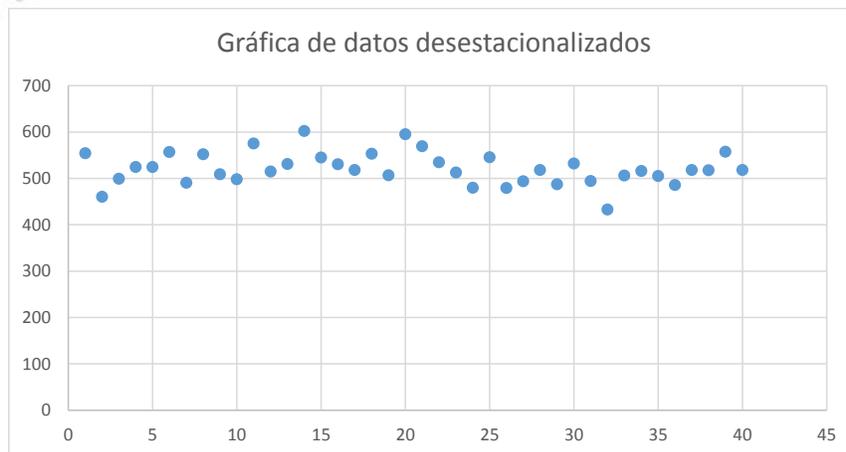
TABLA 2.12

DATOS DESESTACIONALIZADOS.

Periodo	Datos	Factor Estacional	Nuevo dato	Periodo	Datos	Factor Estacional	Nuevo dato
1	810	1.4603	554.68	21	422	0.7407	569.72
2	266	0.5775	460.63	22	568	1.0611	535.27
3	370	0.7407	499.52	23	484	0.9437	512.90
4	557	1.0611	524.91	24	584	1.2167	479.98
5	495	0.9437	524.55	25	797	1.4603	545.78
6	678	1.2167	557.24	26	277	0.5775	479.68
7	717	1.4603	490.99	27	366	0.7407	494.12
8	319	0.5775	552.41	28	550	1.0611	518.31
9	377	0.7407	508.97	29	460	0.9437	487.46
10	529	1.0611	498.52	30	648	1.2167	532.58
11	543	0.9437	575.42	31	722	1.4603	494.42
12	627	1.2167	515.32	32	250	0.5775	432.93
13	776	1.4603	531.40	33	375	0.7407	506.27
14	348	0.5775	602.63	34	548	1.0611	516.43
15	404	0.7407	545.42	35	477	0.9437	505.48
16	563	1.0611	530.56	36	591	1.2167	485.74
17	489	0.9437	518.19	37	757	1.4603	518.38
18	673	1.2167	553.13	38	299	0.5775	517.78
19	740	1.4603	506.74	39	413	0.7407	557.57
20	344	0.5775	595.71	40	550	1.0611	518.31

FIGURA 2.21

GRÁFICO DE LOS DATOS SIN EL EFECTO DE LA ESTACIÓN



Paso 8. Al igual que como lo hicimos a los datos que le quitamos la tendencia, lo ideal es aplicar sobre estos datos desestacionalizados un método de pronóstico, si la eficiencia del pronóstico es buena, entonces pronosticaremos los siguientes datos con este método. De no ser así, entonces utilizaremos la media de los datos como el pronóstico.

Paso 9. Para obtener pronósticos reales deberemos multiplicar estos números por el factor estacional correspondiente.

Al igual que se hizo para los ejemplos anteriores, se utilizará el método de PMS con $n = 4$, PMP con $\alpha_1 = 0.5$, $\alpha_2 = 0.3$ y $\alpha_3 = 0.2$; y SES con $\alpha = 0.2$.

La siguiente tabla resume los resultados, como la Desviación Estándar de los datos nos ofrece una menor variabilidad que los métodos de pronóstico, entonces el valor del pronóstico es la media de los datos la cual es 521.40.

TABLA 2.13

ANÁLISIS DE LOS ERRORES AL APLICAR DIFERENTES MÉTODOS DE PRONÓSTICOS A LOS DATOS SIN EL EFECTO ESTACIONAL.

Método	RMSE
PMS	35.70
PMP	36.05
SES	36.13
Desviación Estandar	34.56

De nuevo tendremos que el valor de 521.40 es un pronóstico para una serie a la cual la estacionalidad le fue retirada. Para realizar el pronóstico para los datos reales entonces es necesario devolver la estacionalidad. Por ejemplo, si deseamos obtener los pronósticos reales para los periodos 41 y 42, entonces debemos multiplicar el pronóstico por el factor estacional correspondiente a estos datos:

$$F_{41} = 521.40 * 0.9437 = 492.05$$

$$F_{42} = 521.40 * 1.2167 = 631.73$$

Además, para poder hacer la curva normal en torno al pronóstico podemos considerar que en ambos casos el valor de la desviación estándar es de los errores es 34.56 unidades.

SECCIÓN 10: DESCOMPOSICIÓN DE SERIES DE TIEMPO. TENDENCIA Y ESTACIONALIDAD.

Considere los siguientes datos:

TABLA 2.14

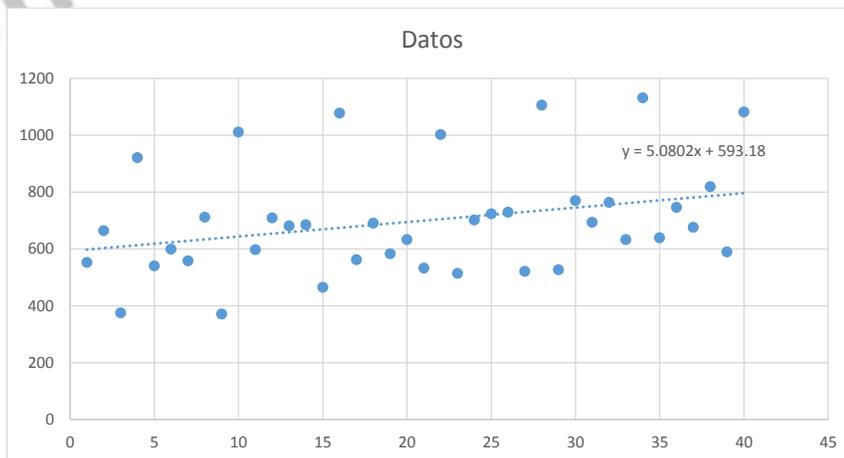
DATOS PARA EL EJEMPLO.

Periodo	Datos	Periodo	Datos
1	553	21	533
2	664	22	1002
3	375	23	514
4	921	24	702
5	541	25	724
6	599	26	729
7	558	27	521
8	712	28	1106
9	371	29	527
10	1011	30	770
11	598	31	694
12	709	32	764
13	681	33	633
14	685	34	1132
15	465	35	639
16	1078	36	746
17	562	37	676
18	691	38	819
19	583	39	590
20	633	40	1082

Graficando el comportamiento de los datos, entonces obtenemos la siguiente figura:

FIGURA 2.22

GRÁFICO DE LOS DATOS CON LA RECTA DE REGRESIÓN



Aunque no es totalmente claro, se puede observar que la figura toma una forma similar cada 6 periodos. Por lo que el número de estaciones es 6. Por otra parte, se puede observar también que los datos presentan tendencia.

De manera similar al caso anterior, realizaremos los primeros siete pasos de la sección anterior con el objeto de retirar la estacionalidad.

Un resumen de de los resultados parciales se puede encontrar en las siguientes tablas:

TABLA 2.15

TABLA DE PROMEDIOS Y FACTORES ESTACIONALES.

Promedio de los datos de la 1a. Estación	632.167	Factor Estacional 1	0.920408
Promedio de los datos de la 2a. Estación	697.833	Factor Estacional 2	1.016016
Promedio de los datos de la 3a. Estación	483.000	Factor Estacional 3	0.703227
Promedio de los datos de la 4a. Estación	1041.667	Factor Estacional 4	1.516622
Promedio de los datos de la 5a. Estación	563.500	Factor Estacional 5	0.820432
Promedio de los datos de la 6a. Estación	702.833	Factor Estacional 6	1.023295
Promedio General	686.8333		

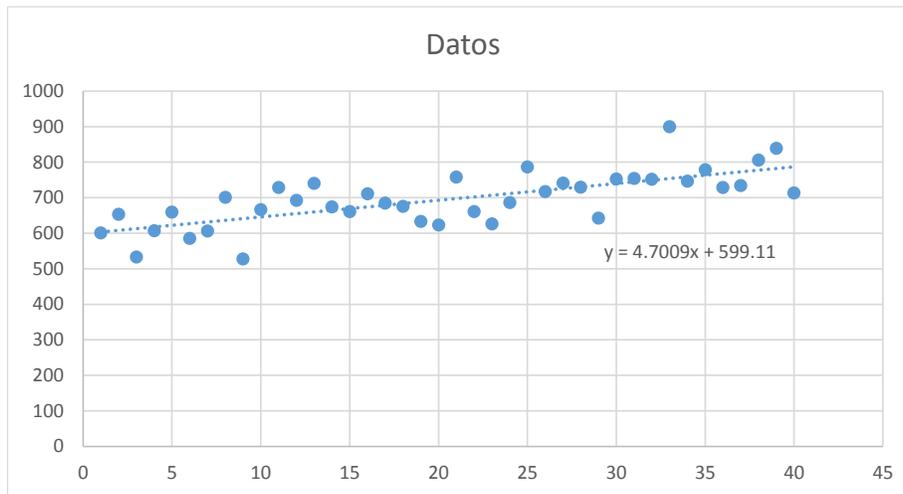
TABLA 2.16

TRANSFORMACIÓN DE LOS DATOS QUITANDO EL EFECTO DE LA ESTACIÓN.

Periodo	Datos	Factor Estacional	Nuevo Dato	Periodo	Datos	Factor Estacional	Nuevo Dato
1	553	0.92041	600.82	21	533	0.70323	757.93
2	664	1.01602	653.53	22	1002	1.51662	660.68
3	375	0.70323	533.26	23	514	0.82043	626.50
4	921	1.51662	607.27	24	702	1.02330	686.02
5	541	0.82043	659.41	25	724	0.92041	786.61
6	599	1.02330	585.36	26	729	1.01602	717.51
7	558	0.92041	606.25	27	521	0.70323	740.87
8	712	1.01602	700.78	28	1106	1.51662	729.25
9	371	0.70323	527.57	29	527	0.82043	642.34
10	1011	1.51662	666.61	30	770	1.02330	752.47
11	598	0.82043	728.88	31	694	0.92041	754.01
12	709	1.02330	692.86	32	764	1.01602	751.96
13	681	0.92041	739.89	33	633	0.70323	900.14
14	685	1.01602	674.20	34	1132	1.51662	746.40
15	465	0.70323	661.24	35	639	0.82043	778.86
16	1078	1.51662	710.79	36	746	1.02330	729.02
17	562	0.82043	685.01	37	676	0.92041	734.46
18	691	1.02330	675.27	38	819	1.01602	806.09
19	583	0.92041	633.41	39	590	0.70323	838.99
20	633	1.01602	623.02	40	1082	1.51662	713.43

FIGURA 2.22

GRÁFICO DE LOS DATOS SIN EL EFECTO DE LA ESTACIÓN



Dado que en este caso la tendencia parece significativa, se procede a realizar un análisis de la recta de regresión.

FIGURA 2.23

ANÁLISIS DE LOS DATOS DE LA REGRESIÓN

SUMMARY OUTPUT						
<i>Regression Statistics</i>						
Multiple R	0.712983615					
R Square	0.508345635					
Adjusted R Square	0.495407362					
Standard Error	54.75184577					
Observations	40					
<i>ANOVA</i>						
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>Significance F</i>	
Regression	1	117782.3797	117782.3797	39.29006937	2.4417E-07	
Residual	38	113915.0554	2997.764615			
Total	39	231697.4351				
<i>Coefficients</i>						
	<i>Coefficients</i>	<i>Standard Error</i>	<i>t Stat</i>	<i>P-value</i>	<i>Lower 95%</i>	<i>Upper 95%</i>
Intercept	599.1066305	17.64387501	33.95550184	4.89335E-30	563.3884728	634.8247881
X Variable 1	4.700851778	0.749954922	6.268179111	2.4417E-07	3.18264741	6.219056147

Como puede observarse, el resultado de la prueba de regresión implica que el componente de tendencia es significativo. Por otra parte, el valor de la pendiente de la recta de regresión es 4.7009.

Ahora se procederá a quitar el efecto de la tendencia.

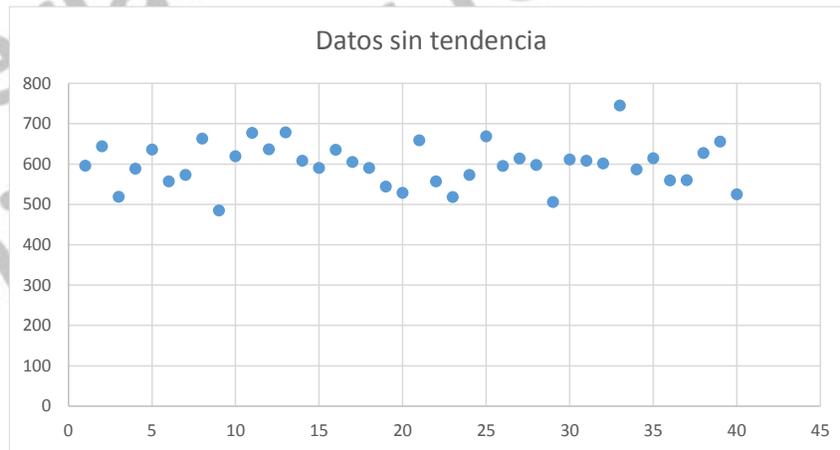
TABLA 2.17

TRANSFORMACIÓN DE LOS DATOS QUITANDO EL EFECTO DE LA TENDENCIA.

Periodo	Datos	Pendiente * Periodo	Nuevo Dato	Periodo	Datos	Pendiente * Periodo	Nuevo Dato
1	600.82	4.70085	596.12	21	757.93	98.71785	659.22
2	653.53	9.40170	644.13	22	660.68	103.41870	557.26
3	533.26	14.10255	519.15	23	626.50	108.11955	518.38
4	607.27	18.80340	588.47	24	686.02	112.82040	573.20
5	659.41	23.50425	635.90	25	786.61	117.52125	669.09
6	585.36	28.20510	557.16	26	717.51	122.22210	595.29
7	606.25	32.90595	573.35	27	740.87	126.92295	613.95
8	700.78	37.60680	663.17	28	729.25	131.62380	597.63
9	527.57	42.30765	485.26	29	642.34	136.32465	506.02
10	666.61	47.00850	619.60	30	752.47	141.02550	611.45
11	728.88	51.70935	677.18	31	754.01	145.72635	608.29
12	692.86	56.41020	636.45	32	751.96	150.42720	601.53
13	739.89	61.11105	678.78	33	900.14	155.12805	745.01
14	674.20	65.81190	608.39	34	746.40	159.82890	586.57
15	661.24	70.51275	590.72	35	778.86	164.52975	614.33
16	710.79	75.21360	635.58	36	729.02	169.23060	559.79
17	685.01	79.91445	605.09	37	734.46	173.93145	560.53
18	675.27	84.61530	590.65	38	806.09	178.63230	627.46
19	633.41	89.31615	544.10	39	838.99	183.33315	655.66
20	623.02	94.01700	529.00	40	713.43	188.03400	525.39

FIGURA 2.22

GRÁFICO DE LOS DATOS SIN EL EFECTO DE LA TENDENCIA



Una vez que la estacionalidad y la tendencia han sido retiradas de la serie, entonces se aplicará un método de pronóstico de los que se recomiendan para una serie estacional.

Un resumen de los resultados encontrados se presenta en la siguiente tabla:

TABLA 2.18

ANÁLISIS DE LOS ERRORES AL APLICAR DIFERENTES MÉTODOS DE PRONÓSTICOS A LOS DATOS SIN EL EFECTO ESTACIONAL Y SIN TENDENCIA.

Método	RMSE
PMS	63.47
PMP	63.92
SES	58.53
Desviación Estandar	77.08

El método de Suavización Exponencial Simple ofrece menor variabilidad en los errores por lo que se procederá a utilizar el valor de su pronóstico, el cual es 595.26.

Nuevamente, el valor de 595.26 es un pronóstico para una serie a la cual la estacionalidad y la tendencia les fue retirada. Para realizar el pronóstico para los datos reales entonces es necesario devolver la tendencia y después la estacionalidad. Por ejemplo, si deseamos obtener los pronósticos reales para los periodos 41 y 42, entonces debemos multiplicar el pronóstico por el factor estacional correspondiente a estos datos:

$$F_{41} = (595.26 + 41 * 4.70085) * 0.82043 = 646.49$$

$$F_{42} = (595.26 + 42 * 4.70085) * 1.02330 = 811.17$$

Además, para poder hacer la curva del pronóstico podemos considerar que en ambos casos el valor de la desviación estándar de los errores es de 58.529 unidades.