UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE NICARAGUA- LEÓN

FACULTAD DE CIENCIA Y TECNOLOGIA.

DEPARTAMENTO DE MATEMATICA Y ESTADISTICA

APLICACIÓN DE MODELOS DE SERIES DE TIEMPO PARA LA PREDICCIÓN A CORTO PLAZO DE LA PRODUCCIÓN DE POST- LARVAS DE CAMARÓN EN LA EMPRESA FARALLON AQUACULTURE S.A. LAS PEÑITAS, LEON.

MONOGRAFIA PARA OPTAR AL TITULO DE:
LICENCIADOS EN ESTADISTICA.

PRESENTADA POR:

PABLO MENDOZA ALTAMIRANO

ADA MARLING PICHARDO LOPEZ

TUTOR: DRA. TERESA DEL CARMEN SOMARRIBA GARCIA

LEON, NICARAGUA, C.A.
2008.

AGRADECIMIENTO.

Agradecemos a:

En primer lugar a Dios por habernos iluminado, dándonos las fuerzas suficientes para seguir siempre adelante en nuestros estudios.

A nuestra profesora tutor: DRA. Teresa del Carmen Somarriba García, por habernos brindado su ayuda, orientación y colaboración en la presente tesis.

DEDICATORIA.

Dedico esta monografía a todas aquellas personas que de una u otra manera me brindaron su apoyo incondicional, a mis hermanos y padres.

Especialmente a mi papá (Q.E.P.D), gracias padre por haberme guiado hasta la culminación de mi monografía por que se que siempre ha estado presente en mi camino que DIOS te tenga en su santa gloria.

P. M. A

DEDICATORIA

Con mucho cariño y admiración dedico el fruto de mi trabajo a mis queridos padres, José Ángel Pichardo y Tomaza Sabrina López, quien con su esfuerzo, apoyo, orientación y cariño contribuyeron para que pudiera terminar con éxito mi carrera profesional. A mis hermanos respectivamente por su apoyo incondicional.

Y de manera muy especial a mi novio quien de una u otra forma estuvo ayudándome para siempre poder lograr mi objetivo.

A. M. P. L

INDICE PÁGINA

1. Introducción

Nicaragua es un país que basa su economía en la agricultura, ganadería, artesanía, pesca, producción de camarones etc., debido a esto es muy frecuente el interés en estudios de informaciones ligadas al tiempo o fechadas en instantes determinados, dichas observaciones se repetirán en el tiempo, lo que da lugar a una serie temporal.

El análisis de la serie temporal requiere de técnicas estadísticas, que implican el manejo de dos variables, siendo una de ellas el eje de tiempo y la serie temporal de interés.

Lo que se pretende con una serie es describir y predecir el comportamiento de un fenómeno que cambia en el tiempo, las variaciones que sufre una serie pueden ser evolutivas o estacionarias, por lo que es necesario iniciar el estudio de una serie de tiempo caracterizando la naturaleza de la misma, es decir su movimiento a largo plazo, oscilaciones, ciclos, puntos de ruptura, la presencias de valores atípicos etc., con el fin de determinar si responde a un patrón de comportamiento y una vez que se logre definir ese patrón o modelo, se intentara predecir el comportamiento futuro de la misma.

Nuestro trabajo monográfico pretende ilustrar algunas técnicas estadísticas mayormente utilizadas para caracterizar una serie de tiempo, en el caso particular de un estudio a corto plazo y además predecir el comportamiento para un año futuro de la serie, por lo cual hemos utilizado un modelo de suavizado exponencial simple para modelizar la producción de post-larvas de camarones.

2. Justificación.

La realización del presente trabajo se origina, por la necesidad de obtener resultados sobre la evolución de los datos en el tiempo, en los que podemos aplicar modelos estadísticos de series temporales, los cuales puedan brindar la información necesaria a la empresa para la toma de decisiones.

Nuestro trabajo es a solicitud de la empresa FARALLON AQUECULTURE S.A puesto que una de las necesidades de la empresa es tener un modelo estadísticos que estime su producción para un futuro en función de los valores pasados de la producción de post-. Larvas de camarón.

El área de la producción es uno de los sectores en los que se recopila mucha información y por lo tanto es necesario realizar estudios estadísticos, que permitan tomar decisiones conociendo el comportamiento de las variables en el futuro, lo que se espera es que a través del tiempo la producción de pos-larvas aumente.

La empresa actualmente produce 520 millones mensuales de POS-LARVAS y 2250 millones de NAUPLIOS teniendo una cobertura de mercado en Nicaragua, Honduras y Costa Rica.

La aplicación de series temporales en la empresa FARALLON, en área de producción tiene la trascendencia de poder inferir en conocer el comportamiento de la producción por año de post-larvas de camarones BLANCOS L.VANNAMEI y de esta manera poder tener una noción de las utilidades que se pueden llegar a obtener en los años venideros.

Es por esto que nos interesamos en aplicar el modelo de suavizado exponencial simple estacional a corto plazo, dada la naturaleza de los datos obtenidos en dicha empresa con el objetivo de obtener predicción de la producción para el año 2006 y de esta manera crear un modelo que permita tener una idea acerca de la producción para años futuros.

2. Planteamiento del Problema.

Obtener un modelo adecuado que nos de una idea acerca del comportamiento de la producción de post-Larva de camarón L.Vannmei de la empresa FARALLON AQUACULTURE S.A. LEON LAS Peñitas en un periodo de años posteriores a la información obtenida.

3. Objetivos.

Objetivo General.

Aplicar modelos de serie de tiempo clásicos para analizar la evolución en el tiempo a corto plazo de la producción de post-larvas de camarón blancos L.Vannamei de la empresa farallón Aquaculture S.A. para pronosticar su producción durante el año 2006.

Objetivos Específicos:

1. **Realizar un análisis preliminar de la serie de tiempo correspondiente a la producción de post-larvas de camarones blancos L.Vannamei en la empresa FARALLON AQUACULTURE S.A.**

2. **Aplicar el modelo suavizado exponencial simple para describir el comportamiento de la producción de post-larvas de camarón blancos L.Vannamei en la empresa FARALLON AQUACULTURE S.A. durante el año 2006.**

3. **Validar las suposiciones teóricas del modelo utilizado.**

4. **Obtener pronósticos sobre la producción de post-larvas de camarones blancos L.Vannamei de la empresa FARALLONE AQUACULTURE S.A. según el modelo ajustado, para el año 2006.**

5. MARCO TEORICO

5.1. Serie de Tiempo.

Una serie de tiempo es una secuencia de valores observados a lo largo del tiempo, y por tanto ordenados cronológicamente, en las que el orden de observación es importante. Los valores de una serie temporal van ligado a instantes de tiempo, de manera que su análisis implica el manejo conjunto de dos variables; las variables en estudio propiamente dicha y la variable tiempo.

5.2. Modelos de Series de Tiempo.

$$\hat{Y}_{t+1} = Y_t$$

Donde Y_{t+1} **es la estimación de la serie en el próximo periodo**

Y_t **: es el valor de la serie actual.**

5.3. Componentes de Series Temporal.

1-Tendencias.
2-Variaciones Cíclicas.
3-Variaciones Residuales.
4-Variaciones Estacionarias.

5.3.1. Tendencia:

La tendencia es un movimiento de larga duración que muestra la evolución general de la serie en el tiempo.

Supondremos aquí que la componente estacional *E (t)* no está presente y que el modelo aditivo es adecuado, esto es:

$X(t) = T(t) + A(t)$**, Donde** $A(t)$ **es ruido blanco.**

Hay varios métodos para estimar $T(t)$**. Los más utilizados consisten en:**

1) Ajustar una función del tiempo, como un polinomio, una exponencial u otra función suave de t**.**

2) Suavizar (o filtrar) los valores de la serie.

3) Utilizar diferencias.

La tendencia es un movimiento que puede ser estacionario o ascendente, y su recorrido, una línea recta o una curva, como se muestra en la figura 1.

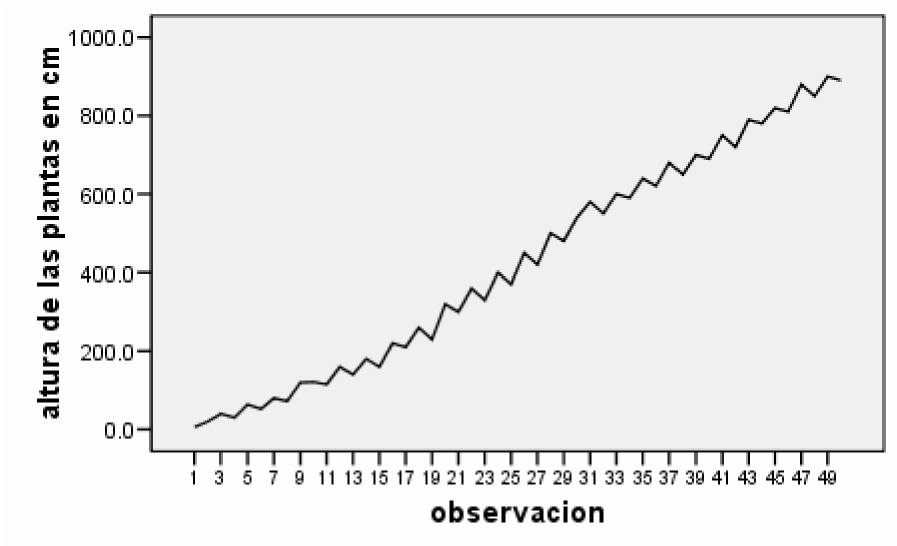


Figura 1. Representación de la tendencia.

También son posibles algunas formas para la tendencia, que no necesariamente tiene una distribución de puntos en forma aproximadamente lineal.

Es el comportamiento de la variable a largo plazo, es decir en un lapso extenso de tiempo. Refleja el sentido general de la serie temporal, si es ascendente o descendente.

El método común para ajustar la tendencia lineal es el método de ajuste por mínimos cuadrados. Las diferencias principales son que el análisis de tendencias la variable independiente es el tiempo.

5.3.2. Variaciones Cíclicas.

Se llama así a las oscilaciones a lo largo de una tendencia con un periodo superior al año. El ciclo sugiere la idea de que este tipo de movimiento se repite cada cierto periodo con características parecidas. Los ejemplos más frecuentes se encuentran en el campo de las variables económicas, en estos casos se deben principalmente a la alternancia de las etapas de prosperidad y depresión en la actividad económica.

Es decir es la fluctuación en forma de honda alrededor de la tendencia.

5.3.2.1. Fluctuación.

Son movimiento de la serie de tiempo temporal que se repiten por la misma época del año.

5.3.3 Variaciones Residuales.

Cuando a parecen hechos imprevistos, repentinos que afecten las variables en estudio acotando que no podemos prever nos hallamos frente a variaciones residuales provocadas por factores externos aleatorios.

Por ejemplo un día lluvioso y frío durante el verano es difícil de predecir y aunque perturbaría nuestras actividades diarias como la venta de helados no afectaría en este caso significativamente la serie.

5.3.4. Variación Estacional:

Se habla de este tipo de variaciones usualmente cuando el comportamiento de la variable en el tiempo en un periodo esta relacionado con la época o un periodo particular, por lo general en el espacio cronológico presente. Puede considerarse como un patrón de cambio que se repite así mismo año tras año, como se muestra en la figura 2.

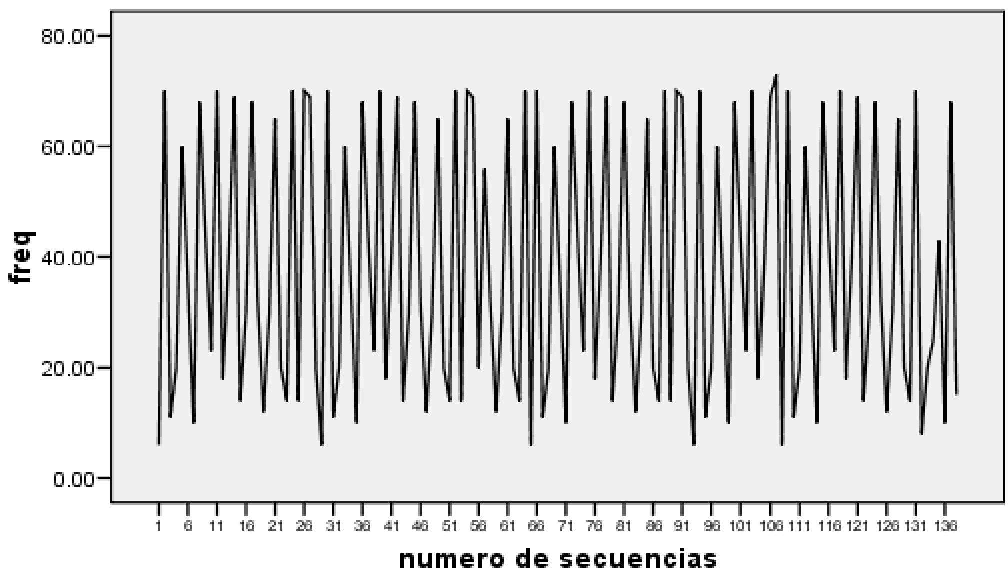


Figura 2. Representación de una serie temporal.

La variación estacional representa un movimiento periódico de la serie de tiempo. La duración de la unidad del periodo es generalmente menor que un año. Puede ser un trimestre, un mes o un día, etc.

Matemáticamente, podemos decir que la serie representa variación estacional si existe un número S **tal que** $X(t) = X(t + k \times s)$.

Las principales fuerzas que causan una variación estacional son las condiciones del tiempo, como por ejemplo:

1) en invierno las ventas de helado
2) en verano la venta de lana
3) exportación de fruta en marzo.
Todos estos fenómenos presentan un comportamiento estacional (anual, semanal, etc.)

5.4. Predicción.

Predecir, es estimar el futuro utilizando información del presente y del pasado. El conocimiento del futuro nos capacita para planificar, prever o prevenir.

La idea es estimar $X(t)$ **en un instante** $n+k$ **posterior al último dato observado en** $t = n, \quad k = 1,2,3,4,.......$ **. (Trimestre, mes, etc.).**

5.5. Prueba de Estacionariedad Basada en el Correlograma.

1. **El primer paso obligatorio para analizar una serie temporal, es presentar un gráfico de la evolución de la variable a lo largo del tiempo.**

2. **Determinar si la secuencia de los valores es completamente aleatoria.**

La fase de validación, es la fase en la que se comprueba que si el modelo, explica aceptablemente la serie numérica observada; en ella se debe de analizar si las hipótesis del modelo son validas.

Medias nula y varianza constante: La serie de residuos estimados ($\hat{e}_{p+1},\hat{e}_{p+1},...,\hat{e}_n$)**, debe comportarse de forma que no experimente tendencias ni alteraciones importantes en su variabilidad a lo largo del tiempo.**

Independencia: Para contrastar que los residuos son independientes se planta la hipótesis nula.

H_0: $\rho_1 = \rho_2 = ... = \rho_k = 0$ **"los k primeros coeficientes de correlación es nulos" frente a la alternativa:**

H_1: $\rho_i \neq 0$ **"al menos existe un coeficiente de correlación no nulo".**

Se calcula para ello el estadístico de Ljung-Box:

Ecuación 1.

$$Q_K = (n-p)(n-p+2)\sum_{J=1}^{K} \frac{r_j^{\,2}}{n-p-j}$$

El cual se distribuye como una distribución χ^2_{k-p} , siendo (r_1, r_2,..., r_k) las correlaciones correspondiente a los k primeros retardos. El valor para la realización de la prueba es el entero mas próximo a 10 $\log_{10}$ (n - p). El contraste se realiza para un nivel de significación del 5%.

5.5.1. Correlograma:

Es una herramienta gráfica que se emplea para exhibir las autocorrelaciones para varios desfases en una serie de tiempo, el cuál permitirá lo siguiente:

a) Detectar Outlier: se refiere a puntos de la serie que se escapan de lo normal. Un outliers es una observación de la serie que corresponde a un comportamiento anormal del fenómeno (sin incidencias futuras) o a un error de medición.
Se debe determinar desde fuera si un punto dado es Outlier o no. Si se concluye que lo es, se debe omitir o reemplazar por otro valor antes de analizar la serie.

b) Permite detectar tendencia: la tendencia representa el comportamiento predominante de la serie. Esta puede ser definida vagamente como el cambio de la media a lo largo de un periodo

c) Variación estacional: la variación estacional representa un movimiento periódico de la serie de tiempo. La duración de la unidad del periodo es generalmente menor que un año. Puede ser un trimestre, un mes o un día, etc.

d) Variaciones irregulares (componente aleatoria): los movimientos irregulares (al azar) representan todos los tipos de movimientos de una serie de tiempo que no sea tendencia, variaciones estaciónales y fluctuaciones cíclicas.

5.5.2. Prueba de Raíz Unitaria.

Una prueba alternativa sobre estacionariedad (o no estacionariedad) que se ha hecho popular recientemente se conoce como prueba de raíz unitaria.

El MCA (Análisis de clasificación múltiple) se escribirá,

Ecuación 2.

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \mu_t \quad -1 \leq \rho \leq 1$$

MCA examina las relaciones entre varias variables de predicción y una sola variable dependiente y determina los efectos de cada predictor antes y después de los ajustes para sus intercorrelaciones con otros predictores dentro del análisis. También produce información acerca de las relaciones bivariadas y multivariadas entre los predictores y la variable dependiente. La técnica MCA se puede considerar equivalente a un análisis de regresión múltiple con variables ficticias. Sin embargo, a menudo MCA resulta más conveniente para usar e interpretar. MCA tiene también la posibilidad de hacer análisis de variancia de una entrada.

MCA asume que los efectos de los predictores son aditivos, es decir que no hay interacciones entre los predictores. Está diseñado para usar con variables predictoras las cuales se miden en escalas nominales, ordinales y de intervalos. Acepta un número desigual de casos en las celdas construidas por clasificación cruzada de los predictores.

Este modelo se parece al modelo auto regresivo de primer orden Harkov. Si ρ =1, se convierte en un MCA (Análisis de clasificación múltiple) (sin variaciones). Si ρ es de hecho 1, se tiene lo que se conoce como problema de raíz unitaria; es decir, se enfrenta una situación de no estacionariedad. El nombre de raíz unitaria se debe al hecho de que ρ = 1. Por lo tanto los términos de no estacionariedad, caminata aleatoria y raíz unitaria se consideran sinónimos.

Sin embargo sí $|\rho| \leq 1$, es decir, si el valor absoluto de ρ es menor que 1, entonces se puede demostrar que la serie de tiempo Y_t es estacionaria en el sentido en el que ya se definió.

Estimación de la estacionalidad.

La estimación de la estacionalidad no sólo se realiza con el fin de incorporarla al modelo para obtener predicciones, sino también con el fin de eliminarla de la serie para visualizar otras componentes como tendencia y componente irregular que se pueden confundir en las fluctuaciones estaciónales.

5.6. Tipos de Series Temporales

5.6.1. Serie Temporal de un Nivel:

Se refiere a un instante. Los instantes de observación se enumeran de 1 a t. Es decir Y_t es un valor de Y en el instante t. Se puede decir que los instantes están regulados en el tiempo.

5.6.2. Serie Temporal de Flujo:

En el caso de un flujo, cada observación se refiere a un periodo; es decir, flujo transcurrido durante el período. Los periodos se enumeran de 1 a t, donde Y_t es el flujo transcurrido durante el periodo t.

5.7 Procesos Estacionarios.

Un concepto importante que se encuentra en este ámbito, se dice que una serie es estacionaria cuando se encuentra en equilibrio estadístico, en el sentido de que sus propiedades no varían a lo largo del tiempo, y por lo tanto no pueden existir tendencias. Es decir, si para toda t:

1. **$E[Y_t] = \mu_t = Cte$**
2. **$var[Y_t] = \delta^2_\varepsilon = Cte$**
3. **$Cov(Y_t, Y_{t+k}) = Cov(Y_t, Y_{t-k}) = \gamma_k$; $k = 0, \pm 1, \pm 2, \ldots$**

Un proceso es no estacionario si sus propiedades varían con el tiempo.

5.8. Función de medias:

Llamaremos función de medias del proceso a una función del tiempo que proporciona las medias de las distribuciones marginales Y_t para cada instante.

$\mu_t = E(Y_t) = E(Y_{t-1}) = \ldots = E(Y_{t-k})$.

Un caso importante es que todas las variables tengan la misma media. Las realizaciones no mostraran tendencia creciente o decreciente y diremos que el proceso es estable en medias.

5.9. Función de varianza:

Esta nos proporciona la varianza en k instante temporal:

δ^2_t = var (Y_t) = var (Y_{t-1}) =... = var (Y_{t-k})

Y diremos que el proceso es estable en la varianza si es constante en el tiempo. El proceso puede ser estable en media pero no en varianza, y en caso contrario la llamaremos función de autocovarianza:

Cov ($Y_{t,}$ Y_{t+k})= Cov ($Y_{t,}$ Y_{t+k})= E [(Y_t- μ_t) (Y_{t+k}- μ_{t+k})]

5.10. Función de Autocorrelacion:

Se denomina función de Autocorrelacion de un proceso a la función que describe las correlaciones en dos variables cualesquiera del proceso:

Ecuación 3.

$$p(t,k)=corr(Y_t,Y_{t-k})=\frac{\operatorname{cov}(Y_{t\,,}Y_{t-k}\ )}{\sigma_t\sigma_{t+1}}$$

En general estas dos funciones Cov (Y_2, $Y2_{+k}$) y p (t, k), dependen de dos parámetros (t, k), siendo t el instante inicial y k el intervalo entre observaciones. Una condición de estabilidad que parece en muchos fenómenos dinámicos, es que la dependencia entre dos observaciones depende del intervalo entre ellas y no del origen considerado. Entonces podemos escribir:

Cov (Y_1, Y_{1+k}) = Cov (Y_2, Y_{2+k}) = γ_k , $K = 0, \pm 1, \pm 2, ...$

5.11. Función de autocorrelacion simple de orden k,p_k .

Mide la correlación entre los valores de la serie distanciados un lapso de tiempo k, es decir un retardo k. Esta nos dice cuanta correlación hay entré datos individuales contiguos en la serie. A la representación de los coeficientes de autocorrelacion función del retardo sé le denomina función de autocorrelacion (FA) o correlograma para un proceso estacionario la función de autocorrelacion se calcula mediante:

Ecuación 4.

$$\rho_K = \frac{\gamma_K}{\gamma_0}$$

Y por tanto $\rho_0 = 1$ **y** $|\rho| \leq 1$**; para cualquier proceso teniendo en cuenta** $\gamma_0 = \sigma^{2,}$ **y se verifica que:**

$$\rho_{t-k} = \rho_k$$

En la practica se deben calcular las estimaciones de al función de autocorrelacion a estas estimaciones se les conoce como FACE. Las cuales están dadas por:

Ecuación 5.

$$\hat{Y}_k = \frac{\sum_{t=1}^{T-K} \left(Y_t - \bar{Y} \right) \left(Y_{t+k} - \bar{Y} \right)}{\sum_{T=1}^{t} \left(Y_t - \bar{Y} \right)^2}$$

Al igual que para el coeficiente lineal simple, se puede calcular un error estándar y por tanto un intervalo de confianza para el coeficiente de autocorrelacion.
La función de autocorrelacion es el conjunto de coeficientes de autocorrelacion r_k desde 1 hasta un máximo que no puede exceder la mitad de los valores observados, y es de gran importancia para estudiar la estacionalidad de la serie, ya que si esta existe, los valores separados entre si por intervalos iguales al periodo estacional deben estar correlacionados de alguna forma. Es decir que el coeficiente de autocorrelacion para un retardo igual al periodo estacional debe ser significativamente diferente de 0.

Relacionada con la función de autocorrelacion nos encontramos con la función de autocorrelacion parcial. En el coeficiente de autocorrelacion parcial. De orden k, se calcula la correlación entre parejas de valores separados esa distancia, pero eliminado el efecto debido a la correlación producida por retardo anterior a k.

5.12. Modelo de Series Temporales.

5.12.1. Modelo de Suavizado Exponencial Simple.

Cuando la serie presenta un comportamiento estacionario, es decir, no tiene tendencia puede ser considerada como X_t = a+u_t (donde u_t es un término de perturbación aleatorio, con valor esperado cero y varianza constante para todo t, e independiente de X_t para todo *t*) el método de predicción adecuado es el alisado exponencial simple (AES).

Este método consiste en dar a todos los datos anteriores, pero concediéndoles diferentes pesos. Los datos más relevantes a la hora de efectuar una previsión son los últimos de los que se dispone, de forma que este método considera que la importancia disminuye conforme nos alejamos de ellos. De esta manera surgen los métodos de suavizado exponencial, que sustituyen cada dato de la serie por una media ponderada de las observaciones anteriores, considerando que los pesos de las mismas decaen de forma exponencial conforme estas se alejan en el tiempo.

La formula del ajuste es recursiva (se alimenta de sí misma), de manera que es necesario determinar la estimación del primer valor de la serie. También hay que establecer el valor de α (peso), que establece la diferencia de importancia que se va a dar a la observación inmediatamente anterior a la serie y a toda la anterior recogida en el ajuste de la misma.

El parámetro α puede tomar valores entre 0 y 1, de manera que cuanto menor sea α mas suavizaremos a la serie. Si α = 0 ó α = 1 el valor de α que se suele tomar es aquel que minimiza una función de perdida establecida.

Una forma simple de perfeccionar el ajuste y previsión por medias móviles consiste en utilizar medias ponderadas, en lugar de medias simples, de observaciones pasadas de las serie. La idea consiste en ponderar con mayor valor aquellas observaciones más cercanas al momento del tiempo en que se realiza la previsión y con menor valor aquellas que quedan más lejos. Se entiende que esto es un perfeccionamiento en el sentido de que el analista puede decidir en cierta forma la medida en que la inercia del pasado interviene en el futuro.

Este es, en realidad, la idea que subyace en un tipo especial de ajuste simple que se denomina Alisado Exponencial en cualquiera de sus versiones: para series sin tendencia (Alisado Exponencial Simple) o para series que presentan un marcado componente tendencial (Alisado Exponencial de Brown y Alisado Holt - Winters).

A partir de los datos originales de una serie, la previsión para un determinado momento del tiempo se obtiene como media ponderada de todos los términos previos; para la ponderación se utiliza una progresión geométrica de razón "1-α".

Ecuación 7.

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha \cdot y_t + \alpha(1-\alpha) \cdot y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 \cdot y_{t-2} + ... =$$

$$\hat{y}_{t+1} = \sum_{i=0}^{\infty} \alpha(1-\alpha)^i y_{t-i}$$

Con 0 < α <1

Observemos algunas características básicas de esta expresión:

1.- En primer lugar, debe observarse que se trata de una media ponderada de una serie ilimitada de términos aunque, en realidad, al partir de una progresión geométrica con "α *<1",* la importancia de los términos lejanos se diluye con mucha rapidez.

2.- Observemos, además, que, al igual que en el caso de las medias móviles, un ajuste de estas características produce necesariamente una réplica "suavizada" de la serie original; es por eso que recibe el nombre de "alisado".

3.- El apellido "exponencial", se deriva del hecho de que, esta misma idea de la progresión geométrica tiene su equivalencia en el plano continuo en una función exponencial.

4.- Debemos notar de forma inmediata que nada se ha dicho del valor concreto de "α". En este sentido, debe señalarse:
a. Que para valores mayores de " α ", el alisado, el suavizado, tiende a ser menor y viceversa.

b. Que la elección del valor óptimo "α" podría guiarse por el principio de minimización del error de ajuste.

c. Que, sin embargo, el anterior principio no puede ser tomado a "pies juntillas" puesto que ese valor "óptimo" viene condicionado por la presencia de componentes tendenciales o estacionales en la serie: cuanto más marcados sean estos componentes más se acercará el valor "óptimo" de "α" a la unidad
5.- Lo anterior nos conduce necesariamente a la conclusión de que este tipo de métodos no deben aplicarse en presencia de componentes tendenciales y/o estacionales.

6.- En cualquier caso, si estuviésemos ante la presencia de componentes tendenciales o estacionales moderados e insistimos en aplicar el método del alisado simple, deberemos tender a fijar valores del parámetro cercanos a la unidad y viceversa.

5.13. Predicción con el Alisado Exponencial Simple

El modelo de Alisado Exponencial Simple, presenta la virtud de poder utilizarse con sencillez para la predicción.

Efectivamente, pese a lo aparentemente incómodo de la expresión de un alisado simple, puede demostrarse con sencillez que podemos escribirlo así:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha.Y_t \alpha(1-\alpha).Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2.Y_{t-2} + ...+ =$$

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha.Y_t + (1-\alpha).[\alpha.Y_{t-1} + \alpha(1-\alpha).Y_{t-2} + ...] =$$

O sea:

Ecuacion 8.

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha.Y_t + (1-\alpha)Y_{t-1}$$

Dicho de otro modo, la predicción para cada período es una expresión simple del valor real del período anterior y de la predicción realizada para ese mismo período.

La anterior expresión tiene la ventaja de la sencillez de aplicación. Sin embargo, resulta evidente observar lo siguiente:

1.- Para iniciar la secuencia de predicciones parece evidente que ha de disponerse de una primera predicción. Para ello, suele utilizarse,

a. en el primer dato real,
b. en un promedio de 2 o 3 previos
c. en un valor de predicción obtenido por otros procedimientos

2.- La técnica tiene memoria limitada a un período de predicción. Puede demostrarse con facilidad que, en ausencia de realizaciones de la serie, intentar prolongar la predicción más allá de un período provoca que las predicciones sean sucesivamente iguales. Efectivamente supongamos que tenemos datos hasta "t-1" y realizamos una predicción para "t":

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha.Y_t + (1-\alpha)Y_{t-1}$$

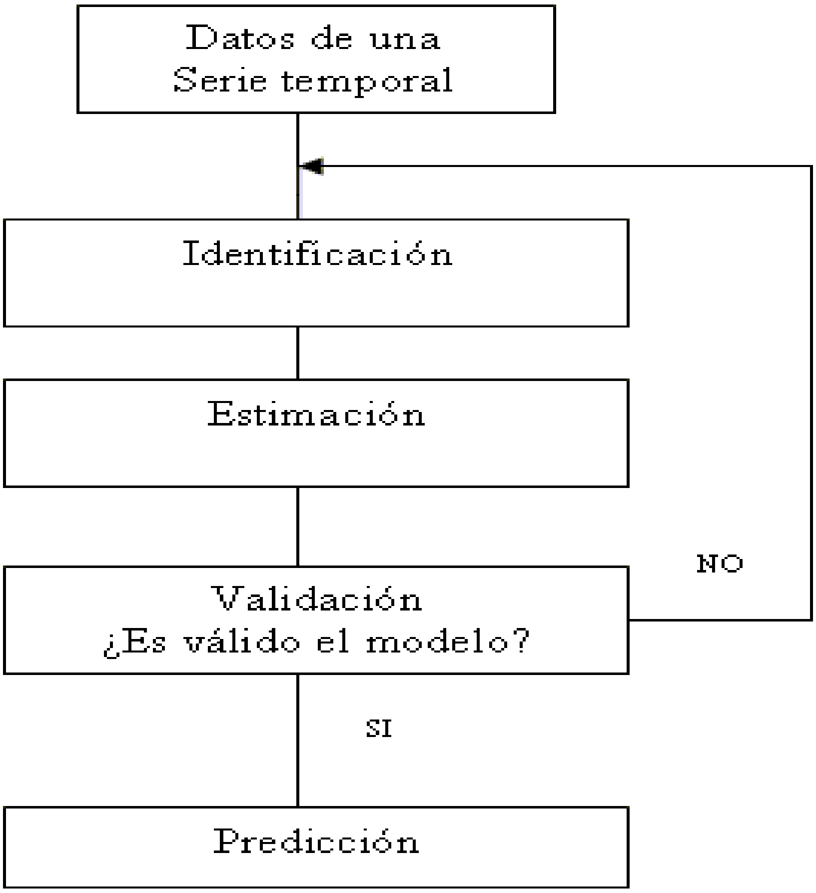
Ahora, intentamos una predicción para "t+1" sin nuevas realizaciones de "y_t"; tomando entonces la predicción realizada para "t" y los datos reales previos de la serie podríamos intentar aplicar la expresión general de un alisado:

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha \cdot y_t + \alpha(1-\alpha) \cdot y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 \cdot y_{t-2} + ... =$$

Pero entonces:

$$\hat{y}_{t+1} = \alpha \cdot y_t + \alpha(1-\alpha) \cdot y_{t-1} + \alpha(1-\alpha)^2 \cdot y_{t-2} + ... =$$
$$\hat{y}_{t+1} = \alpha \cdot y_t + (1-\alpha) \cdot [\alpha \cdot y_{t-1} + \alpha(1-\alpha) \cdot y_{t-2} + ...] =$$
$$\hat{y}_{t+1} = \alpha \cdot \hat{y}_t + (1-\alpha) \cdot \hat{y}_t =$$
$$\hat{y}_{t+1} = \hat{y}_t$$

5.14. Diagrama de Flujo de una Serie Temporal:



6. Diseño Metodológico.

Tipo de estudio: se realizo un estudio de predicción (Estadístico) longitudinal

Área de estudio: Las Peñitas municipio de León departamento de Nicaragua.

Unidad de análisis: post-larvas de camarones blancos L. Vannamei en la empresa Farallón Aquaculture S.A.

Técnica utilizada: aplicación de modelos de series temporales, mediante el modelo de suavizado exponencial simple estacional.

Herramienta: programa estadísticos spss 15, y Eviews 3.

Fuente de información: Empresa Farallón Aquaculture S.A.

7. Discusión de los resultados.

Fase I: Identificación de la estructura del modelo.

En el gráfico 1, se observa que la serie presenta un comportamiento estacional a lo largo de los años 2002-2005.

Lo cual se comprobó por medio de la prueba de raíz unitaria (tabla 1) en la cual podemos observar que el estadístico de Dickey-Fuller, en términos de valor absolutos es mayor que el teórico al 1%,5%,10% respectivamente, con lo que rechazamos la hipótesis nula (Ho: δ=0), es decir, no existe raíz unitaria por lo tanto la serie es estacionaria.

$$|ADF| = |-4.462529| > |-4.1630|$$

También podemos observar que el valor t_{exp} correspondiente al coeficiente estimado de la tendencia es igual a 0.577784. Buscando el valor teórico en las tablas condicionales se obtiene que es igual a 2.79, es decir, $|0.577784| < |2.79|$ por tanto no se puede rechazar de que $a_2=0$. Además el valor p resulta ser mayor que alfa ($0.05 < 0.5664$), por lo cual la tendencia resulta ser no significativa.

**Para modelar la serie temporal "producción de post-larvas de camarones" se
Utilizó el modelo de suavizado exponencial simple estacional.**

La primera etapa en el proceso de identificación del modelo de una serie temporal, consiste en comprobar si esta es estacionaria en media y varianza para la cual representamos la serie en un gráfico de secuencias.

La serie resultó ser estacionaria en varianza lo que se comprobó con la prueba de Levene (tabla 3), mediante el cual llegamos a la conclusión que no se puede rechazar al 5% la hipótesis nula de que las varianza son las mismas a lo largo de los años.

En la tabla 4, podemos observar que el modelo de suavizado exponencial simple resulta ser significativo con un R cuadrado estacionario de 0.742, ya que el valor de la significancia es mayor que el valor de α, $0.291>0.05$, esto quiere decir que el modelo se ajusta a los datos.

FASE II. Estimación de los parámetros.

Una vez determinado el orden del modelo tentativo de suavizado exponencial simple estacional, se estiman sus parámetros o regresores. Este paso consiste en comprobar si los parámetros son significativamente diferentes de cero.

La tabla 5. Muestra los estadísticos más importantes del modelo de suavizado exponencial simple estacional. Lo que nos interesa es ver que sus parámetros también sean estadísticamente significativos lo cual lo señala la última columna. Se puede observar que los parámetros estimados resultaron ser significativos, es decir a un 5% de nivel de significancia se puede rechazar la hipótesis nula de que son cero.

Teniendo en cuenta lo anterior el modelo es identificado de la forma general:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha . Y_t + (1-\alpha)\hat{Y}_{t-1}$$

Donde α es un numero entre 0 y 1 que recive el nombre de coeficiente de alizamiento, el cual se comporta de la siguiente manera:

1-si α es proximo a uno, entonces se asigna mayor importancia a la informacion que aportan las ultimas observaciones realizadas.

2-si α es cercano a cero, se reparte mas equitativamente la importancia que se consede a todas las observaciones muestrales, incluidas las remotas en el pasado.

$\hat{Y}_{t+1}$ **: es la estimacion de la serie en el proximo periodo.**

Y_t **; es el valor de la serie actual.**

$\hat{Y}_{t-1}$ **: es al valor de la serie pasada.**

Que al sustituir los valores de la producción de los 2004-2005 y el valor del coeficiente de suavizamiento α nos resulta:

$\hat{Y}_{t+1}$ **= 0.2.γ_t +(1-0.2). $\hat{y}_{t-1}$**

Así al hacer previsiones para el año 2006 lo resulta:

$\hat{Y}_{2006}$ **= 0.2*1562355+(1- 0.2)*1104397**

Donde: γ_t=1562355
$\hat{y}_{t-1}$=1104397
α=0.2

$\hat{Y}_{2006}$ **=1195989 un millon ciento noventa y cinco mil noveciento ochenta y nueve post-larvas.**

Fase III. Validación del modelo.

La validación consiste en comprobar que las suposiciones teóricas del modelo se cumplan, esto es: Los residuos obtenidos del modelo siguen una distribución normal y tienen varianza constante.

Para comprobar la homogeneidad en varianza del modelo de suavizado exponencial simple estacional, se aplicó la prueba de levene a la serie de los residuos (tabla 7), donde se puede observar que a un 5% de nivel de confianza, no existen diferencias significativas entre las varianza de la serie.

Para contrastar la normalidad de los residuos del modelo aplicado, se realizó la prueba de normalidad de Kolmogorov-smirnov (tabla 6), donde se puede observar que a un 5% de nivel de confianza, la serie se distribuye normal.

Fase IV: Predicción.

Dado que el modelo de suavizado exponencial simple tiene residuos que cumplen con dichos supuestos, es decir se comportan normal y no existen diferencias significativas entre la varianza de la serie procederemos a realizar los pronósticos para el periodo 2006.

En la tabla 7 podemos observar que el modelo de suavizado exponencial simple nos permite dar una idea de los pronósticos, puesto que este método se especializa en realizar predicciones para serie de corto plazo, como es el caso de la producción de post-larvas por lo que concluimos que el modelo de pronóstico para la serie producción de post-larvas es el siguiente:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha . Y_t + (1-\alpha)\hat{Y}_{t-1}$$

7.1 Resultados.

Análisis preliminar de la serie de tiempo definida por la producción de post-larva de camarón para años 2002 a 2005.

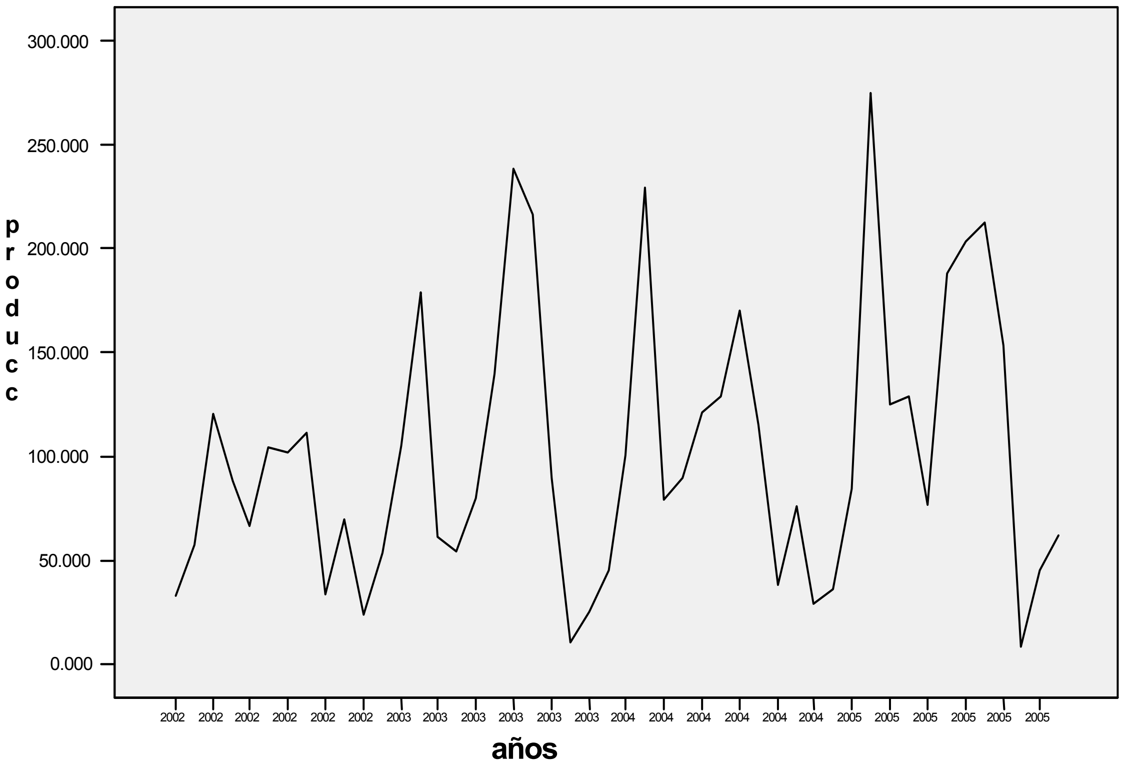


Gráfico 1. Grafico de Secuencias de la serie producción de post-larvas de camarones.

Gráfico 2. Gráfico de BOX-PLOTS para la variabilidad por año de la serie producción de post-larvas de camarón.

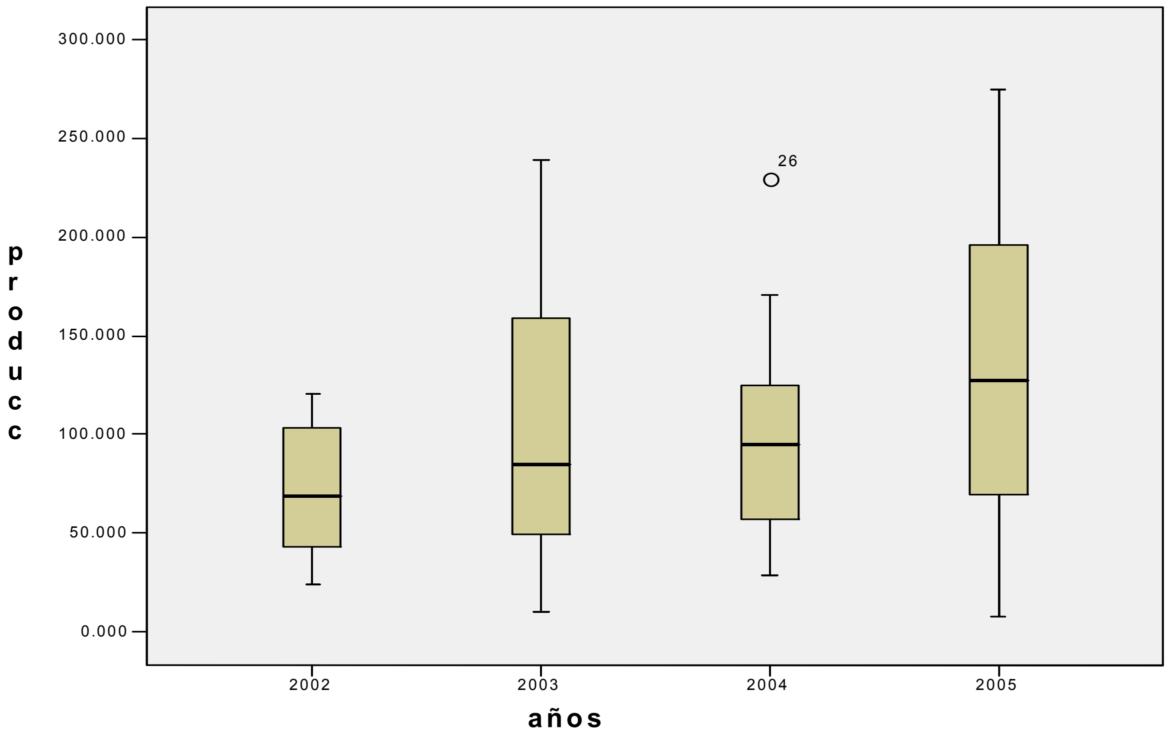


Tabla 1. Prueba de raíz unitaria para la estacionariedad.

ADF Test Statistic	-4.462529	1%	valores críticos*	-4.1630
		5%	valores críticos	-3.5066
		10%	valores críticos	-3.1828

*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.
Augmented Dickey-Fuller
Test Equation
Dependen Variable:
D(PRODUCCION)
Method: Least Squares
Date: 11/23/07 Time: 10:44
Sample(adjusted): 2002:02 2005:12
Included observations: 47 after adjusting endpoints

Variable	Coeficiente	Std. Error	t-Statistic		Prob.
Producción(-1)	-0.627594	0.140636	-4.462529		0.0001
C		55670.06	20994.08	2.651702	0.0111
@TREND(2002:01)		388.9355	673.1503	0.577784	0.5664
R-squared		0.313868	Mean dependent var		630.0000
Adjusted R-squared		0.282680	S.D. dependent var		71926.41
S.E. of regression		60917.89	Akaike info criterion		24.93414
Sum squared resid		1.63E+11	Schwarz criterion		25.05224
Log likelihood		-582.9524	F-statistic		10.06380
Durbin-Watson stat		1.782896	Prob(F-statistic)		0.000252

Tabla 2. Prueba de normalidad de la serie producción de post-larvas de camarón

		Kolmogorov-Smirnov[a]			Shapiro-Wilk		
	Años	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
Producción	2002	.138	12	.200*	.958	12	.761
	2003	.159	12	.200*	.925	12	.328
	2004	.148	12	.200*	.934	12	.430
	2005	.135	12	.200*	.977	12	.966

Tabla 3. Prueba de Levene para la homogeneidad de varianza para la serie producción de post- larvas de camarón

		Levene Statistic	df1	df2	Sig.
Producción	Basado en la media	2.348	3	44	.086
	Basado en la mediana	1.907	3	44	.142
	Basado en la mediana y con Ajuste de grado de libertad	1.907	3	35.557	.146
	Basado en la media ajustada	2.265	3	44	.094

7.2 Resultados de suavizado exponencial simple estacional.

Modelo estadístico

Model	Number of Predictors	Modelo Fit Statistics	Ljung-Box Q(18)			Number of Outliers
		Sttionary R-squared	Statistics	DF	Sig.	
Producción -Model_1	0	.742	18.582	16	.291	0

Tabla 4.

Tabla 5. Estimación de los parámetros del modelo tentativo suavizado exponencial simple estacional.

Model			Estimate	SE	t	Sig.
Producción -Model_1	No Transformación	Alpha (nivel)	200	.089	2.255	.029
		Delta (estacional)	6.72E-006	.190	3.54E-005	1.000

Tabla 6. Prueba de normalidad de los "RESIDUOS" del modelo de suavizado exponencial simple estacional de la serie producción de post-larvas de camarón.

		Kolmogorov-Smirnov(a)			Shapiro-Wilk		
	años	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
produccion - Model_1	2002	.146	12	.200(*)	.949	12	.630
	2003	.144	12	.200(*)	.956	12	.720
	2004	.124	12	.200(*)	.974	12	.950
	2005	.145	12	.200(*)	.981	12	.989

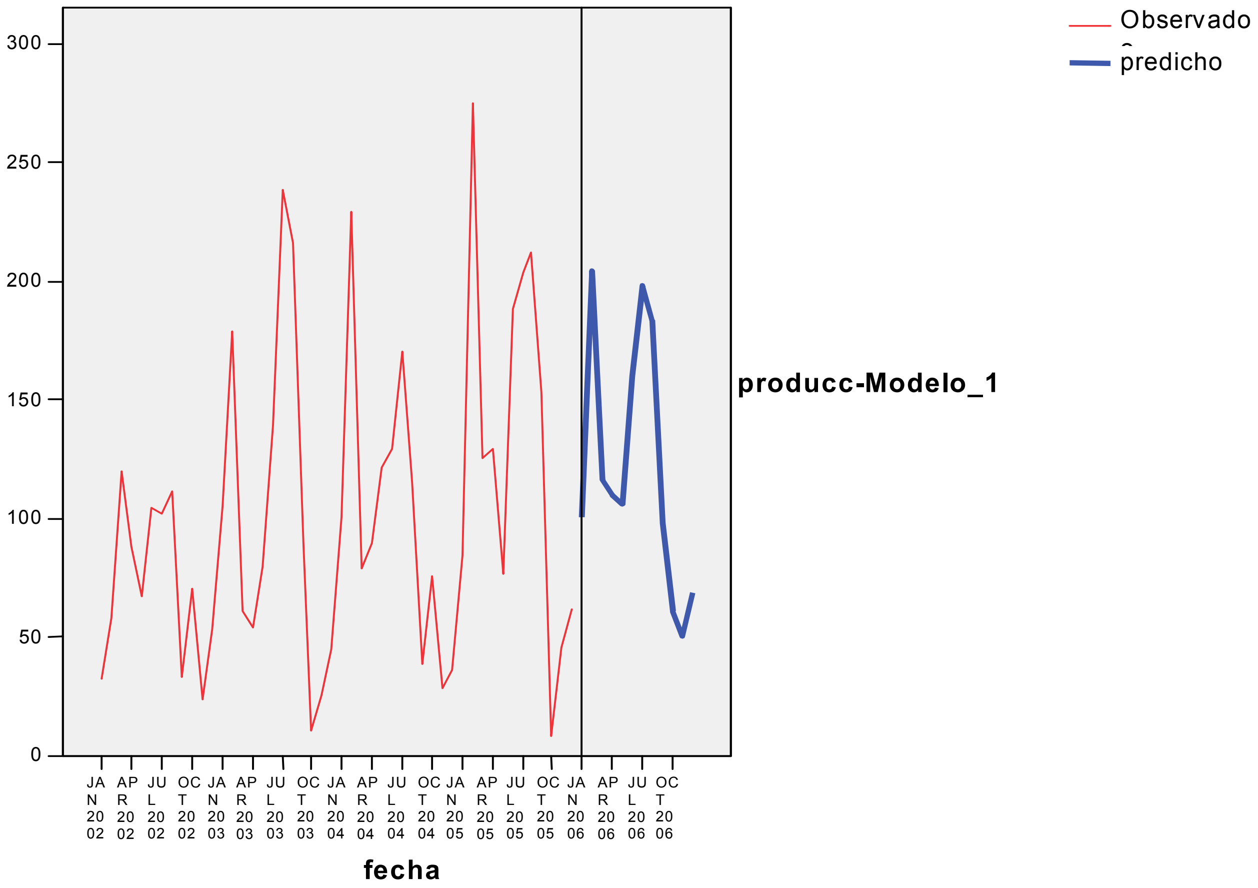
Tabla 7. Prueba de Levene para la homogeneidad de varianza de los "RESIDUOS" del modelo de suavizado exponencial simple estacional de la serie producción de post-larvas de camarón.

.

		Levene Statistic	df1	df2	Sig.
Produccion	Basado en la media	.726	3	44	.542
	Basado en la mediana	.710	3	44	.551
	Basado en la mediana con ajuste de g.l	.710	3	36.248	.552
	Basado en la media tridimensional	.726	3	44	.542

7.3 predicción.

Gráfico 3: Grafico de secuencia de la serie producción de post-larvas de camarón y la predicción para un año.



8. Conclusión.

En nuestro estudio realizamos un análisis preliminar a los datos de producción de post-larvas de camarones blancos L.vannamei de la empresa farallón aquaculture s.a donde pudimos observar que la serie presenta un comportamiento estacional, pero sin tendencia, ya que la serie permanece constante a través de los años 2002-2005 lo cual se observó mediante un grafico de secuencia.

También lo comprobamos por medio de la prueba de raíz unitaria donde rechazamos la hipótesis nula (Ho: δ=0), es decir, no existe raíz unitaria por lo tanto la serie es estacionaria.

$|ADF| = |-4.462529| > |-4.1630|$

Podemos observar que el estadístico de Dickey-Fuller, en términos de valor absolutos es mayor que el teórico al 1%,5%,10% respectivamente.

Debido a las características de la serie se ajustó un modelo de suavizado exponencial simple estacional, el cual es el siguiente:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha . Y_t + (1 - \alpha)\hat{Y}_{t-1}$$

Donde:

$\hat{Y}_{t+1}$ **: es la estimacion de la serie en el proximo periodo.**

Y_t **; es el valor de la serie actual.**

$\hat{Y}_{t-1}$ **: es al valor de la serie pasada.**

El modelo cumplió con todas las fases de validación, por lo que podemos concluir que el mejor pronóstico que se puede realizar es que en el año siguiente se darán aumentos o disminuciones dependiendo de los dos últimos años observado en el estudio.

Realizamos estimaciones para el año 2006 mediante el modelo de pronóstico para la serie de producción de post-larvas de camarón, por medio del cual podemos estimar que la producción para el año 2006 fue aproximadamente de 1195989 (un millon ciento noventa y cinco mil noveciento ochenta y nueve post-larvas).

Concluimos que el modelo de suavizado exponencial simple estacional, estudiado en la presente monografía, resultó ser una buena base de apoyo para los estudio sobre predicciones que se suelen realizar en las diferentes empresas o instituciones que desean conocer el comportamiento de una variable en el tiempo.

9. Recomendaciones.

Utilizar modelos de series temporales, en este caso particular el modelo de suavizado exponencial simple estacional para estudios a corto plazo, ya que este modelo se especializa en realizar predicciones para series que presentan poco años.

Recomendamos a la empresa llevar una mejor recolección de los datos de la producción de post-larva mensualmente, ya que esto permitirá obtener un modelo de pronóstico que de mejores resultados.

Contratar a una persona especializada en control estadístico de calidad para una mejor recolección de los datos, puesto que esto les permitirá obtener mejores resultados en su estudio.

BIBLIGRAFIA.

1. Gujarati, Domador N, Traducción Víctor Manuel Mayorga Torrado, 2ª adición.

2. Peña Sánchez de Rivera, D., Estadística Modelos y Métodos, 2ª edición 1989.

3. Casas Sánchez, J. M., Santos peñas, J., Introducción a la Estadística para Economía, 2ª edición.

4. Técnicas de predicción http://www.ub.es/aplica_infor/spss/cap8-5.htm

5. Contraste de raíz unitaria. http://www.monografias.com/trabajos16/test-raiz-unitaria/test-raiz-unitaria.shtml

6. Técnicas de previsión de alisado exponencial simple. http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/rmc/prevision/pdf/tecnicasimples3.PDF

7. Análisis de series temporales. http://www.seh-lelha.org/tseries.htm

8. Barenson, Mark L. Estadística básica en administración, concepto y aplicaciones. 6ta adición.

9. Robert S Pindyk, Daniel L Rubin Feld. Econometria, modelos y pronósticos.

10. G.S Maddala; traducción de Juan Carlos Jolly Vallejos. Introducción a la econometria 2da edición

11. Novales Cinca, Alfonso Econometria 2da edición Madrid, Mc Graw-Hill, C 1993.

12. Leonard J. Kasmier, estadística aplicada a la administración y la economía 3ra edición.

13. Richard i. Levin, David. Estadísticas para administradores 6ta edición-México Pearson educación, c 1996.

14. G.S Maddala traducción: Javier Contreras Garcías, econometria, series temporales estadística introductoria 1ra edición

anexo

Anexo1: Pronósticos realizados para el año 2006 producción de post-larvas de camarón en la empresa farallón aqueculture s.a.

Meses	Produce.2002-2005	Año	Meses	Fecha	Predichos 2006
ENERO	32400	2002	1	JAN 2002	
FEBRERO	57635	2002	2	FEB 2002	
MARZO	120197	2002	3	MAR 2002	
ABRIL	88416	2002	4	APR 2002	
MAYO	66875	2002	5	MAY 2002	
JUNIO	10437	2002	6	JUN 2002	
JULIO	102240	2002	7	JUL 2002	
AGOSTO	111177	2002	8	AUG 2002	
SEPTIEMBRE	33402	2002	9	SEP 2002	
OCTUBRE	69941	2002	10	OCT 2002	
NOVIEMBRE	23600	2002	11	NOV 2002	
DICIEMBRE	53450	2002	12	DEC 2002	
ENERO	105000	2003	1	JAN 2003	
FEBRERO	178525	2003	2	FEB 2003	
MARZO	61320	2003	3	MAR 2003	
ABRIL	53917	2003	4	APR 2003	
MAYO	79526	2003	5	MAY 2003	
JUNIO	139390	2003	6	JUN 2003	
JULIO	238858	2003	7	JUL 2003	
AGOSTO	216299	2003	8	AUG 2003	
SEPTIEMBRE	89845	2003	9	SEP 2003	
OCTUBRE	10400	2003	10	OCT 2003	
NOVIEMBRE	25050	2003	11	NOV 2003	
DICIEMBRE	45030	2003	12	DEC 2003	
ENERO	100553	2004	1	JAN 2004	
FEBRERO	229599	2004	2	FEB 2004	
MARZO	79060	2004	3	MAR 2004	
ABRIL	89380	2004	4	APR 2004	
MAYO	121500	2004	5	MAY 2004	
JUNIO	129196	2004	6	JUN 2004	
JULIO	170153	2004	7	JUL 2004	
AGOSTO	115323	2004	8	AUG 2004	
SEPTIEMBRE	38402	2004	9	SEP 2004	
OCTUBRE	75941	2004	10	OCT 2004	
NOVIEMBRE	28600	2004	11	NOV 2004	
DICIEMBRE	36040	2004	12	DEC 2004	
ENERO	84509	2005	1	JAN 2005	
FEBRERO	274948	2005	2	FEB 2005	
MARZO	125030	2005	3	MAR 2005	
ABRIL	129146	2005	4	APR 2005	
MAYO	76830	2005	5	MAY 2005	
JUNIO	188083	2005	6	JUN 2005	
JULIO	203421	2005	7	JUL 2005	
AGOSTO	212207	2005	8	AUG 2005	
SEPTIEMBRE	153091	2005	9	SEP 2005	
OCTUBRE	8000	2005	10	OCT 2005	
NOVIEMBRE	45080	2005	11	NOV 2005	

DICIEMBRE	62010	2005	12	DEC 2005	
ENERO	.	2006	1	JAN 2006	101623
FEBRERO	.	2006	2	FEB 2006	206184
MARZO	.	2006	3	MAR 2006	117409
ABRIL	.	2006	4	APR 2006	111222
MAYO	.	2006	5	MAY 2006	107190
JUNIO	.	2006	6	JUN 2006	137784
JULIO	.	2006	7	JUL 2006	199675
AGOSTO	.	2006	8	AUG 2006	184759
SEPTIEMBRE	.	2006	9	SEP 2006	99692
OCTUBRE	.	2006	10	OCT 2006	62077
NOVIEMBRE	.	2006	11	NOV 2006	51589
DICIEMBRE	.	2006	12	DEC 2006	70139

Tabla 9. Pronósticos realizados por el modelo de suavizado exponencial simple estacional para el año 2006.