ÍNDICE

REALIZACIÓN DE LA BÚSQUEDA BIBLIOGRÁFICA

Para la elaboración de este tema hemos usado varias fuentes bibliográficas. Para una primera toma de contacto con la temática de nuestro trabajo, recurrimos a diversas fuentes tomadas de distintas páginas de internet, de las cuales las que más útiles nos resultaron fueron www.efdeportes.com y www.comportamental.com.

Nuestra principal base de datos se componía de una serie de capítulos de libros, como son:

- VALLEJO, G. (1995ª). Problemas inferenciales asociados al uso de Diseños de Series Temporales Interrumpidas. En M.T. Anguera; J. Arnau; R. Martínez; J. Pascual y G. Vallejo (1995). **Métodos de investigación en Psicología.** Madrid: Síntesis. 353-383

- VALLEJO, G. (1995b). Análisis de los Diseños de Series Temporales Interrumpidas. En M.T. Anguera; J. Arnau; R. Martínez; J. Pascual y G. Vallejo (1995). **Métodos de investigación en Psicología.** Madrid: Síntesis. 335-351

- BLANCA, M. J. (2001). Modelos de regresión lineal. En J. Arnau (Ed). **Diseños de series temporales: técnicas de análisis.** Barcelona: Edicions Universitat de Barcelona. 399-417

- McCLEARY, R. y WELSH, W. N. (1992). Philosophical and Statistical Foundations of Time-Series Experiments. En T.H. Kratochwill y J.R. Levin. **Single Case Research Design and analysis.** Hillsdale. N.J.: L.E.A. Publ. 41-92

Estos capítulos han sido las referencias principales que nos han servido para la realización del núcleo de nuestra investigación.

Además de esto, acudimos a la hemeroteca para completar la información que ya teníamos e introducir algunos aspectos conceptuales que nos parecieron relevantes. De este mismo modo realizamos una intensa búsqueda de aplicaciones prácticas del tema en cuestión, que nos ayudaron a nosotras a comprender mejor el funcionamiento de los modelos de regresión en los diseños de series temporales interrumpidas y creemos que servirá de complemento aclaratorio para la posterior exposición del tema.

1.DEFINICIÓN DE SERIES TEMPORALES Y SERIES TEMPORALES INTERRUMPIDAS.

Los diseños de series temporales son esquemas de investigación donde se toman gran cantidad de registros, de forma sucesiva y secuencial, en función de un conjunto de puntos en el tiempo. El carácter de seriación de los registros así como la dimensión temporal incorporada en el diseño, genera una serie de dependencias que deben ser tenidas en cuenta en los procedimientos de análisis (Arnau,1995). Estos diseños se utilizan básicamente para dos funciones:

- determinar si hay algo más sistemático que el puro azar en una sucesión de observaciones naturales
- analizar el efecto sobre una variable de una determinada intervención ocurrida de forma natural o inducida por el investigador

O_1 O_2 O_3 O_4 O_5 O_6 O_7 O_8

Fig.1. diseño básico de series temporales.

Los diseños de series temporales interrumpidas se dan cuando en un determinado punto del tiempo se produce una circunstancia o intervención capaz de afectar las medidas o registros de una variable dependiente (Arnau,1995) .La comparabilidad se realiza mediante series de mediciones en un mismo grupo antes y después de la intervención (Chacón,2003). Estos diseños han sido muy utilizados, por ejemplo para:

- valorar el impacto que han causado determinadas leyes.
- analizar los efectos de los medios de comunicación en los comportamientos violentos, y
- analizar los efectos de determinados tratamientos psicológicos

O_1 O_2 O_3 O_4 x O_5 O_6 O_7 O_8

Fig.2. diseño básico de series de tiempo interrumpidas.

Los diseños de series temporales tienen gran importancia en el campo de la intervención psicosocial, no obstante, plantean algunos problemas, a saber:

- algunas intervenciones no se implantan rápidamente y los efectos no suelen ser instantáneos
- también se plantean problemas, principalmente de acceso, cuando se trabaja con datos de archivos
- la longitud de la serie suele tener menos de 50 observaciones y ésta es la cantidad mínima requerida para algunos tipos de análisis estadísticos

Hay diferentes tipos de diseños de series temporales interrumpidas de los cuales analizaremos tres :

- diseños simples
- diseños con grupo control no equivalente
- diseños con replicaciones múltiples

2.ANÁLISIS GRÁFICO Vs ESTADÍSTICO.

Actualmente, contamos con dos tipos de análisis que nos ayudan a extraer inferencias de los diseños de series temporales: el análisis gráfico y el análisis estadístico.

En el análisis gráfico el efecto derivado de una determinada intervención es evaluado mediante el examen minucioso de los datos representados gráficamente a lo largo de las distintas fases del diseño. Aunque este método requiere una serie de exigencias para guiar adecuadamente las decisiones, estas son menores que las exigidas por el análisis estadístico. Además, es rápido y sencillo extraer conclusiones, probar hipótesis y acceder a este tipo de resultados.

A pesar de todo esto tiene una serie de amenazas (el tipo de escala mediante la cual los datos son representados, la presencia de tendencias, la presencia de efectos estacionales o cíclicos, la dependencia serial entre los componentes del error, etc.) que podrían poner en entredicho las inferencias derivadas con este procedimiento. Otro problema que subyace a la interpretación gráfica de los datos reside en la subjetividad del procedimiento en sí. De hecho, es difícil encontrar niveles de concordancia aceptables entre los evaluadores de este tipo de gráficos. Por último, aunque algunos autores proclaman que este enfoque tan sólo detecta cambios pronunciados, otros lo consideran como poco fiable y excesivamente liberal.

Los problemas asociados con las inferencias obtenidas a partir del análisis visual de los datos ha dado lugar a que algunos investigadores reconsideren la utilización de esta técnica. Pero, como cita Vallejo (1986), ambos enfoques más que oponerse se complementan, pues el análisis visual podemos considerarlo como un paso previo al estadístico, proporcionando así datos para su interpretación (Vallejo,1995).

3. IDENTIFICACIÓN DEL MODELO DE REGRESIÓN Y ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS.

3.1 ANÁLISIS DE LOS SUPUESTOS (NORMALIDAD, HOMOCEDASTICIDAD E INDEPENDENCIA)

Los modelos de regresión permiten analizar el impacto del tratamiento y han de construirse en función del patrón de cambio que presente la variable dependiente entre las fases del diseño. Este patrón de cambio puede reflejar un cambio en el nivel de la serie (es decir, un cambio en la medida de la serie) o un cambio en la tendencia (o, lo que es lo mismo, un cambio en la pendiente de los datos). El patrón de cambio producido por el tratamiento de las fases puede ser:

A) Cambio de nivel con estabilidad dentro de las fases
B) Cambio de nivel con igual tendencia dentro de las fases
C) Cambio de tendencia sin cambio de nivel
D) Cambio de tendencia con cambio de nivel

Tras esto, se introducen las variables explicativas oportunas en el modelo de regresión, las cuales dependerán del patrón de cambio hallado anteriormente.

El siguiente paso sería la estimación de los parámetros mediante el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). Para concluir sobre los resultados que arroje el análisis de los parámetros, es necesario que los residuales extraídos del modelo satisfagan los supuestos del análisis paramétrico, a saber:

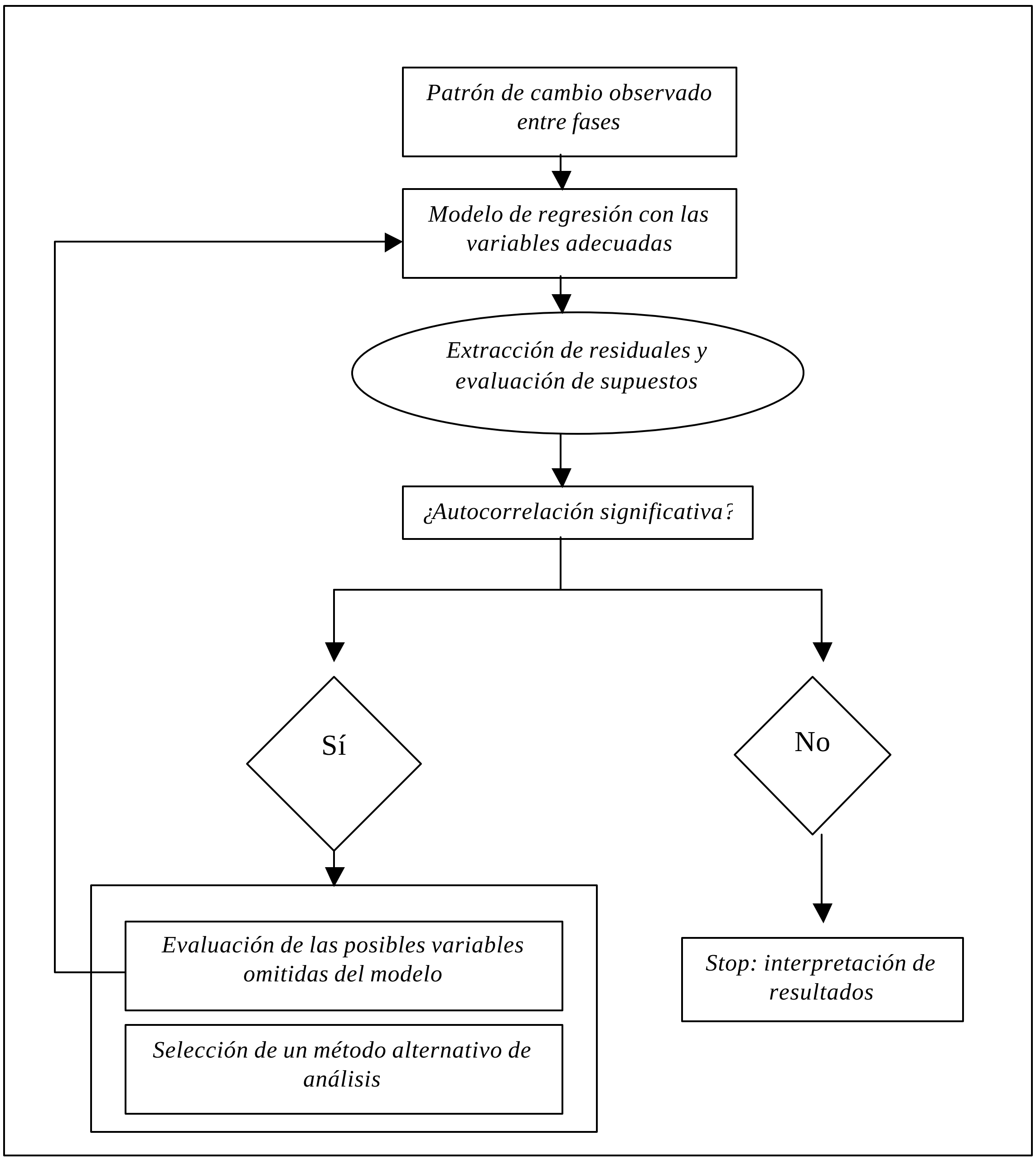
⇢ Normalidad, que requiere que la distribución de los errores sea normal y con media igual a 0
⇢ Homocedasticidad, que se refiere a que la varianza de los errores sea constante
⇢ Independencia de los errores, también llamado autocorrelación o dependencia serial, el cual es el supuesto más difícil de satisfacer.

La autocorrelación de los errores se refiere a la correlación de los errores cercanos temporalmente, de forma que los residuales e_t en un tiempo t sirven para predecir los residuales en un tiempo $t+k$. La estructura de los errores más común es la autocorrelación de primer orden, donde los residuales en un tiempo t están relacionados con los residuales en un tiempo $t+1$ (autocorrelación simbolizada por ñ$_1$ y su estimación muestral por r_1).

La autocorrelación puede estar asociada a errores en la especificación del modelo por omisión de alguna variable importante, por ejemplo, que la variable presente tendencia, y ésta no se haya tenido en cuenta.

Otra de las causas por la que los errores pueden estar correlacionados es porque hayamos utilizado un método de análisis que no sea el adecuado.

Si la autocorrelación no es significativa, es decir, no hay autocorrelación (los errores son independientes), se pueden mantener las estimaciones de los parámetros sin temor a posibles sesgos. Si hay autocorrelación y habiendo satisfecho los supuestos de homocedasticidad y normalidad, es necesario revisar el modelo de regresión por si ha habido algún error en la especificación del mismo.



Cálculo de la autocorrelación de 1º orden

Supongamos un modelo de regresión para un diseño AB:

$$Y_t = \alpha + \beta X_t + å$$

Donde α representa las puntuaciones obtenidas en la VD, X es una variable que representa la intervención (puntuada como 0 para la fase A y 1 para la fase B) y å son los residuales. Los errores muestrales están determinados por la diferencia entre la puntuación observada (Y_t) y la predicha ($_t$).

$$e_t = Y_t - (a + bX_t) = Y_t - \quad _t$$

A partir de los residuales se calcula la autocorrelación de retardos de orden 1 (r 1).

$$r_1 = \frac{\Sigma(e_{t.}\, e_{t-1})^2}{\Sigma\, e_t^{\;2}}$$

Para comprobar que la autocorrelación difiere de 0 se suele usar el estadístico "*d*" de Durbin-Watson.

$$d = \frac{\Sigma\,(e_t - e_{t-1})^2}{\Sigma e_t^2}$$

El estadístico "*d*" varia entre 0 y 4 de forma que:

- cuando r_1 se aproxima a 0 d se aproxima a 2.
- cuando r_1 se aproxima a -1 d se aproxima a 4.
- cuando r_1 se aproxima a 1 d se aproxima a 0.

Para comprobar la significación de "*d*" se establece una distribución teórica con un límite superior (d_s) y un límite inferior (d_l). El "*d*" observado es comparado con los valores críticos de las tablas (los cuales dependen del número de variables explicativas y del tamaño muestral).

Reglas de decisión estadística.

Las reglas de decisión dependen de cómo se formule la hipótesis alternativa. La *Ho* será:

Ho: $\rho_1 = 0$ (lo cual significa que no existe autocorrelación).

Mientras que la hipótesis alternativa (H_1) puede tener dos formas: de autocorrelación positiva H_1 :$\rho_1 > 0$ o de autocorrelación negativa H_1 :$\rho_1 < 0$.

Por tanto, si asumimos la regla de decisión para H_1:$\rho_1 > 0$ (autocorrelación positiva) los criterios serían:

- si $d < d_l \rightarrow$ se rechaza *Ho* y se acepta H_1 .
- si $d > d_s \rightarrow$ se acepta *Ho* y se rechaza H_1 .
- si $d_l < d < d_s \rightarrow$ la decisión cae dentro de la zona de incertidumbre.

Por el contrario, si asumimos la decisión para H_1 :$\rho_1 < 0$ (autocorrelación negativa) los criterios serían:

- si $4 - d_l \rightarrow$ se rechaza *Ho* y se acepta *H* .
- si $d_s < d < 4 - d_s \rightarrow$ se acepta *Ho* como probable.
- Si $4 - d_s < d < 4 - d_l \rightarrow$ la decisión cae dentro de la zona de incertidumbre.

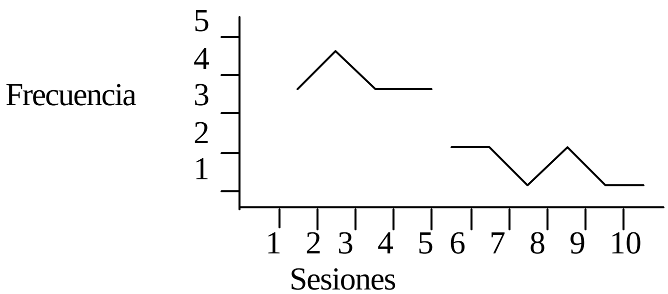
El contraste de Durbin-Watson tiene el inconveniente de que posee una zona de incertidumbre donde no es posible adoptar una decisión estadística. En este caso podemos rechazar *Ho* (como sugieren algunos autores) o usar otras modificaciones al estadístico "*d*" como es el estadístico *Q* de Theil y Nagal.

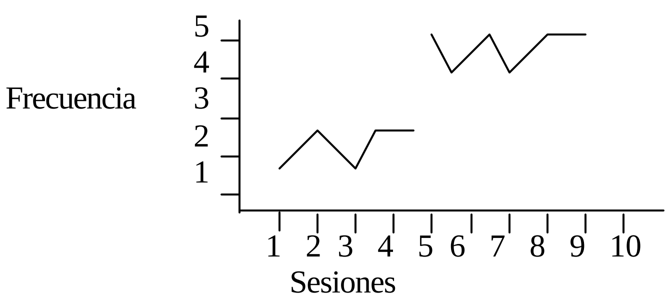
METER GRÁFICO

3.2 ANÁLISIS DEL PATRÓN DE CAMBIO

A) Análisis de regresión para evaluar el cambio de nivel con estabilidad dentro de las fases

Cuando hay cambio de nivel entre dos fases de un diseño AB de sujeto único, pero hay ausencia de tendencia, se ha de comprobar si ha habido cambio de medias entre ambas fases, que se supone viene provocado por la intervención.





Para el análisis de la regresión se introduce como predictor una variable ficticia que representa la presencia o ausencia de tratamiento, y como variable criterio las puntuaciones obtenidas en la variable dependiente. Consecuentemente el modelo de regresión es:

$$Y_T = \alpha + \beta X_T + \varepsilon_T$$

Donde Y_T representa la variable dependiente medida en el tiempo t, α es el intercepto del modelo, β simboliza la pendiente de la recta, X_T es la variable ficticia, que representa la presencia o ausencia del tratamiento, puntuada como 0 para la fase A y 1 para la fase B, y ε_t simboliza los residuales del modelo.

El impacto del tratamiento se evalúa mediante la significación estadística asociada con la estimación del parámetro β, de forma que si este es estadísticamente diferente de 0 indica un cambio significativo de medias entre las fases A y B.

Otra forma de analizarlo es verificando mediante la prueba *F* si los coeficientes de determinación, *R*, obtenidos tras ejecutar las regresiones correspondientes a la ecuación anterior difieren significativamente entre sí. Pero nosotros recomendamos el uso de la primera opción.

El valor estimado de la variable dependiente para la línea base, que coincidirá con la media de la misma, es igual al intercepto:

$$_t = a + b0 = a$$

El valor estimado de la conducta para la fase del tratamiento, que también coincidirá con la media de la misma es la suma del intercepto y de la pendiente de la recta:

$$_t = a + b1 = a + b$$

De donde se deduce que si b es positivo, se produce un aumento en la media de la VD de la fase A a la fase B, y si es negativo se produce un decremento.

Una vez estimados los parámetros del modelo, se analiza la significación estadística de b mediante el cálculo del estadístico *t*. La hipótesis nula enuncia que el valor del parámetro β es igual a 0 frente a la alternativa que pude ser unilateral ($H_1 : \beta<0$ o $H_1 : \beta>0$) o bilateral ($H_1 : \beta\neq 0$).

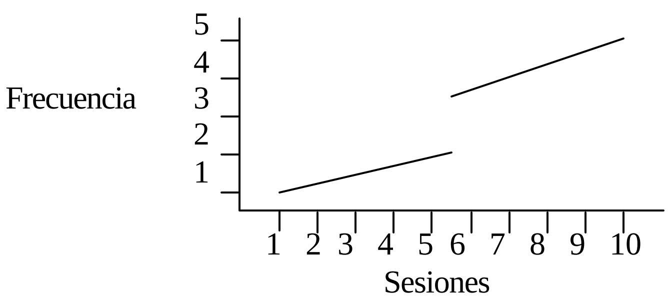
Con paquete estadístico se obtiene la probabilidad (*p*) asociada a *t* de forma que si la prueba es bilateral: si $p\leq\alpha$ (predeterminado), se rechaza *Ho* ($Ho{:}\beta=0$).

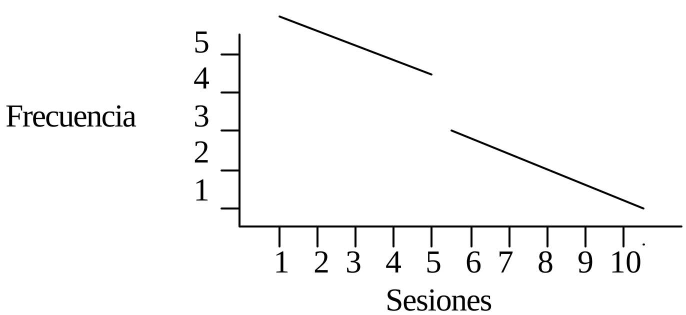
La inferencia con respecto al parámetro β será correcta si la independencia de los errores es satisfecha. Por tanto, es necesario, como se ha apuntado anteriormente, evaluar el supuesto antes de proceder a la interpretación de los resultados.

Tras ajustar el modelo de regresión el paquete estadístico SPSS arroja unos resultados. Entre estos, el coeficiente de determinación R^2 (que indica el porcentaje de varianza de la variable dependiente que viene explicada por las variables independientes) debe ser estadísticamente diferente de 0, lo cual muestra que las variables independientes son relevantes en la predicción de la VD. A su vez, en el caso que nos ocupa, el parámetro *b* debe ser estadísticamente diferente de 0; conforme se vayan añadiendo variables al modelo de regresión (b_2 , b_3 ...) éstas también deberán cumplir ese criterio, al igual que el producto de las variables tiempo y tratamiento. Además el análisis de residuales mediante la prueba de Durbin-Watson (*d*) no debe alcanzar la significación estadística. Por tanto, las estimaciones obtenidas de los parámetros, supuesto el cumplimiento del resto de las asunciones, resultan insesgadas, consistentes y eficientes. Consecuentemente, se puede concluir que existe evidencia de un cambio de medias entre la fase A y la fase B del diseño.

B) Análisis de regresión para evaluar el cambio de nivel con igual tendencia dentro de las fases.

Puede ocurrir que en un modelo de regresión la variable dependiente presente tendencia y las variables independientes no la expliquen, por lo que los errores dejarán de ser independientes al incorporar esta variable omitida.





Para resolver este problema (es decir, evitar la posible autocorrelación), la tendencia puede ser incluida dentro del modelo como covariable, y así el análisis de la regresión será adecuado. De esta forma, la ecuación del modelo quedaría así:

$$Y_t = \alpha + \beta_1 X_t + \beta_2 T_t + \varepsilon_t$$

donde Y_t representa la variable dependiente medida en el tiempo t; T_t es la variable *proxy* puntuando como 1 la primera observación, 2 la segunda y así sucesivamente hasta la última observación; X_t es la variable ficticia (también llamada *dummy*) que representa la presencia o ausencia de tratamiento, puntuada como 0 para la fase A (pretratamiento) y 1 para la fase B (postratamiento).

El valor estimado de la variable dependiente para la línea base (lo que es lo mismo, antes del inicio del tratamiento) vendrá dado por:

$$_t = a + b_1\, 0 + b_2\, T_t = a + b_2\, T_t$$

Y el valor estimado de la conducta para la fase de tratamiento será:

$$_t = a + b_1\, 1 + b_2\, T_t = a + b_1 + b_2 + T_t$$

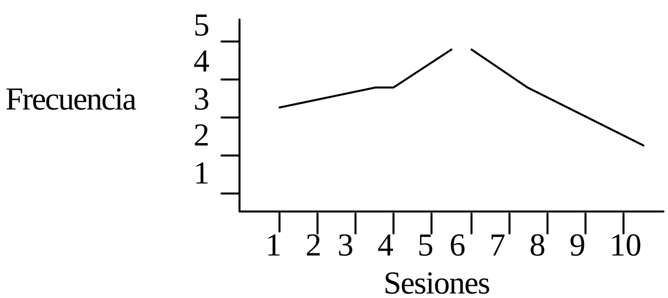
de forma que si b_2 es positivo, la conducta aumenta a través del tiempo, y si b_2 es negativo, la conducta disminuye. Si b_1 es positivo, indica que el cambio de nivel que la conducta experimenta de una fase a otra también es creciente. Si b_1 es de signo negativo, la conducta experimenta un cambio decreciente de nivel.

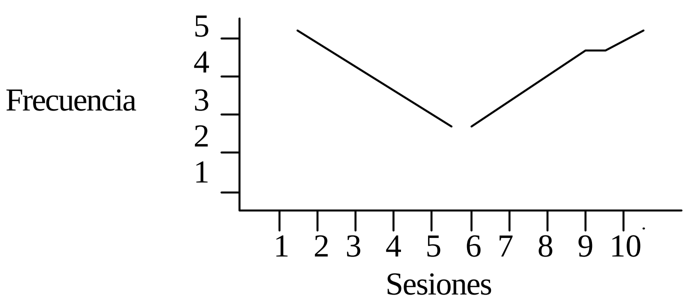
La significación estadística asociada al impacto del tratamiento cuando se da un cambio de nivel pero no de tendencia se realiza mediante la prueba de significación de b_1, para lo cual tomaremos la ecuación expresada anteriormente, de forma que, si se cumplen los criterios expuestos en el apartado anterior (significación de R^2, b_1 y b_2 y no significación de d), se puede concluir correctamente que hay una tendencia (ascendente o descendente según el signo de b_2), que además se mantiene estable, y un incremento o decremento en los datos a partir de la introducción del tratamiento (dependiendo del signo que toma b_1).

Para evaluar el resto de los supuestos del análisis de regresión (normalidad y homocedasticidad) y la presencia de valores extremos es de especial utilidad analizar los gráficos (que ofrece el paquete estadístico) representados por los residuales y las puntuaciones estimadas, así como los residuales y la variable tiempo y el plot de probabilidad normal de los residuales.

C) Análisis de regresión para evaluar el cambio de tendencia sin cambio de nivel entre fases.

Cuando el patrón de cambio entre las fases A y B muestren un cambio de tendencia pero no un cambio de nivel no resulta adecuado hacer una comparación entre las medias de las fases debido a que no detectaría el verdadero efecto del tratamiento. Cuando esto ocurre se lleva a cabo un análisis de tendencia introduciendo la variable *proxy* de tiempo (T_t) y una interacción entre la variable tiempo y la variable ficticia del tratamiento. Ésta interacción se calcula multiplicando los valores tiempo (T_t) y tratamiento (X_t), tomando el valor de 0 para todos los datos de la fase A y el valor temporal correspondiente para los datos de la fase B.





El modelo sería:

$$_t = \boldsymbol{a} + \boldsymbol{b}_1 \boldsymbol{T}_t + \boldsymbol{b}_2 \boldsymbol{C}_t \boldsymbol{T}_t + å_t$$

Con esto, el valor estimado dela variable dependiente para la línea base es:

$$_t = a + b_1 \boldsymbol{T}_t$$

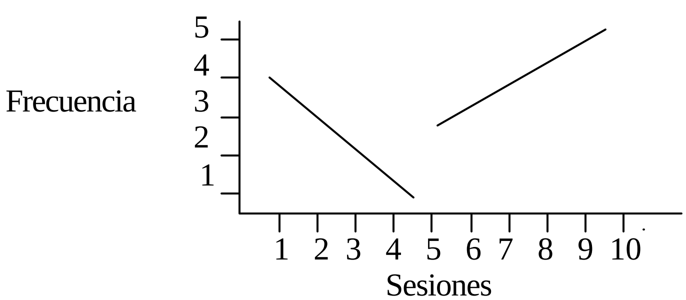
Y el valor estimado de la conducta para la fase de tratamiento es:

$$_t = a + b_1 \boldsymbol{T}_t + b_2 \boldsymbol{T}_t = a + (b_1 + b_2)\, T_t$$

Comparando ambas fórmulas encontramos que b_1 estima el cambio entre las fases del modelo, con lo cual, para evaluar el impacto hay que evaluar la significación estadística de éste, a lo cual seguiría la evaluación del parámetro b_2. Después se comprueba si los residuales $e_t = Y_t - (a + b_1 \boldsymbol{T}_t + b_2 \boldsymbol{G} \boldsymbol{T}_t) = Y_t - \ _t$ cumplen los supuestos, y se prosigue como en los anteriores casos.

D) Análisis de regresión para evaluar el cambio de tendencia con cambio de nivel entre fases

Un ejemplo visual, entre otros, que nos aclara este patrón de cambio es el siguiente:



La mayoría de los patrones encontrados en las ciencias del comportamiento presenta tendencias tanto en la fase pretratamiento como postratamiento y el patrón de cambio entre estas dos fases han de reflejar tanto un cambio en la tendencia como en el nivel de la serie.

En este tipo de diseño se puede verificar, no sólo si la introducción del tratamiento produce una discontinuidad en la serie temporal, sino también si como consecuencia de la introducción del tratamiento se produce una interacción tratamiento por tendencia, es decir, si el tratamiento provoca que la tendencia cambia o no.

En esta situación debemos incluir tres variables explicativas en el modelo, en primer lugar la variable ficticia, X_t; la segunda de estas variables es la T_t y finalmente la tercera variable sería la interacción entre el tratamiento y la variable tiempo T_t x X_t. El modelo por tanto sería:

$$_t = á + â_1 X_t + â_2 T_t + â_3 X_t T_t + â_4 C_t + å_t$$

El valor estimado de la variable dependiente para la línea base es:

$$_t = a + b_1 0 + b_2 T_t + b_3 0 T_t = a + b_2 T_t$$

Y el valor estimado de la conducta para la fase de tratamiento será:

$$_t = a + b_1 1 + b_2 T_t + b_3 1 T_t = a + b_1 + (b_2 + b_3) T_t$$

Estas ecuaciones reflejan que el coeficiente b_1 se puede definir como el cambio en el intercepto de la fase A a la fase B, mientras que el coeficiente b_3 estima el cambio en la pendiente de la serie para determinar la significación estadística de estos parámetros se debe seguir una aproximación jerárquica. Para analizar este tipo de patrón se debe comenzar con la significación estadística de b_3 a lo que le seguiría la significación de b_2 y b_1.

3.3 ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE DISEÑOS DE SERIES TEMPORALES INTERRUMPIDAS CON GRUPO CONTROL NO EQUIVALENTE

En los diseños de series temporales interrumpidas con grupo control no equivalente están presentes, al menos una serie interrumpida y una serie control. De este modo, la observación en el grupo de tratamiento nos permite tener más seguridad en que el cambio operado es fruto del tratamiento implementado y no consecuencia de la acción de otras variables que se confunden con él.

El procedimiento estadístico puede abordarse de dos maneras diferentes. Por un lado, sería ajustando cada una de las series del diseño por separado, por lo que, el tipo de ajuste dependerá de las circunstancias de cada situación. Por otro lado, podemos proceder incorporando la serie temporal correspondiente al grupo control dentro del modelo de la regresión como una variable predictora más. En este último procedimiento se determina si los cambios observados en el modelo son debidos a la acción del tratamiento o a la acción de terceras variables no incluidas en el modelo por una incorrecta especificación de éste.

La ecuación de regresión en este caso se definiría de la siguiente manera:

$$_t = á + â_1 X_t + â_2 T_t + â_3 X_t T_t + â_4 C_t + å_t$$

Siendo C_t la serie temporal del grupo control.

3.4 ANÁLISIS ESTADÍSTICO DEL DISEÑO DE SERIES TEMPORALES INTERRUMPIDAS CON REPLICACIONES MÚLTIPLE.

A diferencia de los casos anteriores, que se basaban en la evaluación de una sola intervención, puede ser que el investigadora o la investigadora están interesados en el análisis de múltiples intervenciones, bien sean éstas debido a la introducción, retirada, reintroducción, y así sucesivamente, de un determinado tratamiento, o bien sean éstas debidas a la presentación de varias condiciones de tratamiento a lo largo de las distintas fases de las que conste el diseño.

Para estos casos, la ecuación de regresión quedaría como sigue:

$$Y_t = á + â_1 X_t + â_2 T_{1t} + â_3 X_{1t} T_{1t} + â_4 X_{2t} + â_5 X_{2t} T_{2t} + â_6 X_{3t} + â_7 X_{3t} T_{3t} + å_t$$

Como mencionamos anteriormente, para la realización del análisis estadístico de este tipo de diseños, y para que éste sea eficaz, los productos entre las variables del modelo también deben ser estadísticamente diferentes de 0.

4. VENTAJAS Y LIMITACIONES DE LOS MODELOS DE REGRESIÓN LINEAL.

La principal ventaja de los modelos de regresión es su flexibilidad, ya que pueden introducir predictores que expliquen diferentes patrones de cambio y son fácilmente extensibles a estructuras de diseño de serie temporal más complejos, tales como aquellos que introducen una fase de retirada del tratamiento. Así mismo, facilitan enormemente el control de amenazas a la validez interna, además de ofrecer la posibilidad de obtener mayor conocimiento de los efectos maduracionales, así como de la actuación de los efectos de la historia en el momento en que se presenta el tratamiento. Otra ventaja destacable es que no sólo nos ayudan a describir tipos de conducta a lo largo del tiempo sino que también nos guían en la planificación de futuras investigaciones.

Sin embargo su uso conlleva una serie de limitaciones, además del cumplimiento de los supuestos, como es el número de datos necesarios para obtener estimaciones insesgadas (algunos autores recomiendan el uso de entre 10 y 15 observaciones por fase). Otra desventaja existente, como nos indican Cook et al.(1990), es que en los diseños de series temporales interrumpidas las amenazas que atentan contra la validez interna son eliminadas y falseadas dentro de los límites de la teoría y medidas que son disponibles. Por este motivo, al carecer de un control completo sobre las fuentes de validez interna nos es prácticamente imposible descartar los efectos de otras variables ajenas a la investigación a la hora de evaluar si el tratamiento ha sido efectivo. En cuanto al análisis de estos diseños, hay que resaltar que puede resultar complejo, debido, sobre todo, a la probable presencia de dependencia serial. En bastantes ocasiones es complicado identificar correctamente el verdadero patrón de autocorrelación subyacente a un conjunto de datos registrados de manera secuencial, pues además de existir numerosos modelos de dependencia serial y de contar con un número de observaciones reducido, la presencia de tendencias pueden provocar autocorrelaciones espurias.

5. CONCLUSIÓN

Los modelos de regresión, mediante la modelización de la tendencia, pueden ser útiles en el análisis de datos provenientes de los diseños de serie temporal, sin necesidad de recurrir a modelos más complejos. Aunque no exista un modelo de análisis que permita inferir de forma válida el efecto del tratamiento, la principal labor del o de la analista deberá ser la identificación del modelo que proporcione mejor ajuste a los datos, introduciendo todos los predictores necesarios para explicar el cambio acaecido en la variable dependiente. En casos donde la autocorrelación esté presente en los residuales y no haya errores en la especificación del modelo, se pueden seguir los modelos basados en los mínimos cuadrados generalizados (MCG). Estos modelos utilizan los datos de serie temporal interrumpida de muestras pequeñas de un solo sujeto, asumiendo que la serie temporal sigue un modelo estacionario autorregresivo de primer orden. Sin embargo, como afirman Huitema y McKean (1998), el comportamiento de las estimaciones en series temporales cortas ($N<50$) no es aún conocido y debemos esperar a que nuevas investigaciones desarrollen procedimientos que arrojen estimaciones insesgadas, eficientes y consistentes.

FALTA POR PONER CASO PRACTICO

6. REFERENCIAS

- ARNAU, J. (1999). Series temporales cortas y mínimos cuadrados generalizados: respuesta a comentarios. **Metodología de las Ciencias del Comportamiento. 1** (2). 201-207

- BLANCA, M. J. (19999). Autocorrelación y modelización de la tendencia en diseños de series temporales. **Metodología de las Ciencias del Comportamiento 1** (2). 157-166

- BLANCA, M. J. (2001). Modelos de regresión lineal. En J. Arnau (Ed). **Diseños de series temporales: técnicas de análisis.** Barcelona: Edicions Universitat de Barcelona. 399-417

- CALVO, J.F. Metodología de Análisis de Series Temporales. Una herramienta clínica en modificación de conducta. En www.comportamental.com

- CHACÓN, S. (2003). Diseños longitudinales aplicados en Psicología. Tema introductorio. Apuntes de clase.

- HERNÁNDEZ, A. (2002). Investigando con la realidad en Psicosociología del Deporte: el uso de diseños cuasi-experimentales. En www.efdeportes.com. **Revista Digital Educación Física y Deportes. 46.**

- McCLEARY, R. y WELSH, W. N. (1992). Philosophical and Statistical Foundations of Time-Series Experiments. En T.H. Kratochwill y J.R. Levin. **Single Case Research Design and analysis.** Hillsdale. N.J.: L.E.A. Publ. 41-92

- VALLEJO, G. (1995ª). Problemas inferenciales asociados al uso de Diseños de Series Temporales Interrumpidas. En M.T. Anguera; J. Arnau; R. Martínez; J. Pascual y G. Vallejo (1995). **Métodos de investigación en Psicología.** Madrid: Síntesis. 353-383

- VALLEJO, G. (1995b). Análisis de los Diseños de Series Temporales Interrumpidas. En M.T. Anguera; J. Arnau; R. Martínez; J. Pascual y G. Vallejo (1995). **Métodos de investigación en Psicología.** Madrid: Síntesis. 335-351

- VALLEJO, G. y ESCUDERO, J.R. (1999). Evaluación de la intervención en diseños de series temporales cortas mediante el análisis polinómico de tendencias. **Metodología de las Ciencias del Comportamiento. 1** (2). 167-184

- VALLEJO, LIVACIC-ROJAS y CONEJO (2003). Análisis estadístico de diseños AB. **Revista Internacional de Psicología y Terapia Psicológica. 3** (1). 7-26