

# CONTROL ADAPTATIVO DE CALIDAD EN PROCESOS INDUSTRIALES

**D. DE LA FUENTE**

Universidad de Oviedo

**C. HERNÁNDEZ y R. DEL OLMO**

Universidad de Valladolid

*Se acepta que si las observaciones ( $y_i$ ) de un proceso de producción no son independientes, la estructura del error se puede determinar como sugirieron Box-Jenkins (1970). Pero los métodos de B-J son off-line y requieren de cierta experiencia por parte del usuario. En este trabajo, presentamos un procedimiento basado en filtros celosía adaptativos para el control estadístico de procesos (SPC). Este SPC adaptativo puede ser completamente computerizado y aún más, realizable en hardware.*

## **Adaptative forecasting for process quality control**

**Keywords:** System Process Control. Control charts. Adaptative SPC. Lattice Filters.

## **1. INTRODUCCIÓN**

La principal razón para el éxito japonés en alcanzar alta calidad a bajo coste es el énfasis puesto en el control de los procesos de fabricación y en la mejora del diseño mismo de productos y procesos. En esta contribución nos vamos a centrar en el primero de estos aspectos de calidad, control estadístico de procesos de fabricación, de ahora en adelante SPC.

Por SPC entendemos los procedimientos para el monitorado y supervisión del ajuste de los procesos de fabricación a las normas y tolerancias garantizadas

---

—D. De la Fuente - E.T.S.I.I. - Universitat d'Oviedo.

—D. Hernández - E.T.S.I.I. - Universitat de Valladolid.

—R. Del Olmo - E.T.S.I.I. - Universitat de Valladolid.

—Article rebut el gener de 1989.

desde el diseño de producto y proceso, de forma que se efectúen las correcciones oportunas antes de que los límites de tolerancia sean violados.

Pocas empresas son plenamente conscientes de sus verdaderos costes de calidad: internos y de fallo, de diagnóstico y de prevención. SPC nos permite una reducción drástica de los costes en la búsqueda de la producción con “cero defectos”. Si pudiésemos aproximarnos a defectos cero, podríamos eliminar los costes internos, externos y de diagnóstico. Podría pensarse que esto es un desideratum más que una realidad, pero si podemos reducir considerablemente la tasa de defectos mediante el control del proceso la reducción de costes sería enorme. De aquí que SPC se haya convertido en un instrumento básico en la planificación de estratégica de la empresa.

En relación con el control de la calidad de proceso entendemos por variaciones admisibles las que podemos esperar en términos de comportamiento normal de proceso productivo: máquinas, proceso y personal. Este comportamiento regular recoge los efectos aleatorios sistemáticos, es decir la parte predecible de los datos observados de acuerdo con el modelo dinámico y de referencia. Representa el estándar interno de calidad y en el diseño del proceso éste deberá ajustarse a las expectativas exteriores de calidad. Cualquier desviación del estándar interno debería considerarse como “controlable, desviación del proceso o desviación común” en la terminología de Deming. Por otra parte siempre habrá desviaciones locales de control o “causas especiales”.

Por ello se hace imprescindible una separación “ortogonal” de las causas comunes y de las especiales como el núcleo de cualquier procedimientos SPC, es decir  $\sigma_y^2 = \sigma_y^2 + \sigma_\epsilon^2$  donde  $\sigma_y^2$  es la variancia del proceso,  $\sigma_y^2$  la variancia de predicción y  $\sigma_\epsilon^2$  la variancia de las innovaciones.

La teoría tradicional de control de calidad sobre procesos ha supuesto que los datos a procesar eran independientes e idénticamente distribuidos (I.I.D.). Este supuesto es conceptualmente erróneo y tiene consecuencias fatales respecto al valor práctico de los procedimientos tradicionales de control de calidad sobre proceso: CUSUM, X-VAR. R-VAR, etc. Estos procedimientos no son robustos con respecto a desviaciones de la hipótesis de independencia, Johnson (1974) y (1975), a pesar de su amplio uso y deberíamos prestar atención a la gravedad de esta falta de robustez.

Uno de los procedimientos más acreditados para realizar la descomposición de variancias aludidas es el de Box-Jenkins, (1970), tal como sugieren Alwan y Robert (1986).

En nuestra contribución haremos una consideración sobre las limitaciones de la realización tradicional del control de calidad sobre el proceso. Argüimos que el modelo predictor de muchos procesos industriales corresponde a variaciones de las técnicas EWMA utilizadas en el control clásico SPC, renovando

así el valor práctico y teórico de algunas técnicas tradicionales y su relación con el procedimiento general a la Box-Jenkins que proponemos.

El monitorado y supervisión del SPC exige en muchos procesos industriales procedimientos en tiempo real (adaptativos). Los procedimientos adaptativos heredan las ventajas de los procedimientos EWMA para el control de procesos no I.I.D. sin demandar el usuario alta cualificación estadística. Donde EWMA son métodos medias móviles exponencialmente ponderada.

En el trabajo de De la Fuente (1987) se exponen las características de predictores adaptativos univariantes y multivariantes mediante métodos celosía. En esta contribución presentamos algunos de los resultados del trabajo citado y señalamos las ventajas que podrían tener los métodos de celosía en el control de calidad en tiempo real sobre procesos. Los métodos celosía permiten diseñar hardware para la realización automatizada del SPC lo que posibilita la implementación de estos procedimientos al nivel de taller sin exigir una alta cualificación estadística por parte de los trabajadores.

## **2. LIMITACIONES DE LOS MÉTODOS TRADICIONALES DE CONTROL DE CALIDAD DE PROCESOS (SPC)**

Subyace en los procedimientos clásicos de los gráficos de control una visión de la realidad que sólo permite dos posibilidades: control del proceso frente a cualquier otro evento. Conviene señalar que “cualquier otro evento” puede tener dos orígenes: cambio en la dinámica del proceso o cambio en el entorno del mismo.

Un proceso fuera de control puede ser desde luego un proceso predecible. Sin embargo, la dicotomía referida induce a la visión del proceso como una consecuencia de episodios aislados, cada uno con su propia explicación ad-hoc, lo que conlleva un análisis “chartista” similar al análisis no fundamental del mercado de valores.

En este espíritu preferimos un análisis “fundamental” basado en el hecho de que un proceso fuera de control puede ser predecible y que la dependencia temporal de un proceso fuera de control puede ser utilizada para aumentar su predictibilidad. De hecho, un estudio de datos publicados y no publicados de casos reales indica que existen desviaciones de la hipótesis de independencia I.I.D. Es la regla y no la excepción que exista estructura autorregresiva en los procesos a controlar.

El efecto de autocorrelación en procesos predecibles, e incluso en modelos muy simples AR(1) o AR(2), sobre el funcionamiento de los contrastes de SPC es muy importante. Este hecho es obvio para cualquiera familiarizado con el efecto de la correlación en análisis clásicos de tipo regresión. Utilizando la teoría

de convergencia débil de las CUSUMs hacia un proceso de Winer, Johnson (op. ref.) ha estudiado los efectos de esta autocorrelación en el funcionamiento de los tests a un lado sobre CUSUMs propuestos por Page (1955). Su conclusión fundamental es que los contrastes CUSUMs no son robustos respecto a desviaciones de la hipótesis de independencia. Más aún este resultado es válido para contrastes CUSUMs con muestras de infinitos términos.

Por ello en este trabajo proponemos como punto de partida para el control SPC la aproximación de Box-Jenkins que Johnson y otros reconocen como “el mejor procedimiento para determinar la estructura de error y en consecuencia diseñar un sistema de control”.

Podemos considerar que el proceso está bajo control en un sentido amplio cuando el modelo correspondiente de Box-Jenkins es aceptable. Esta interpretación es completamente consistente con la concepción del control estadístico propuesta inicialmente por Shewart. Por supuesto que como subproducto de nuestro modelo de series temporales se obtiene un diagnóstico de control de calidad en el sentido I.I.D.

Nuestra alternativa, por tanto, se basa en la conocida descomposición señal en ruido.

$$(1) \quad \begin{aligned} \text{Valor observado} &= \text{Valor ajustado} + \text{residuos (retrospectiva)} \\ \text{Valor observado} &= \text{Valor predicho} + \text{innovaciones (predictiva)} \end{aligned}$$

Es decir, para propósito de SPC, los gráficos tradicionales deben ser reemplazados por dos nuevos tipos:

- 1.- Un gráfico de los valores predichos. Puede considerarse como estimaciones puntuales de la media condicional.
- 2.- Gráficos de control tradicionales sobre las innovaciones. Los límites de control se basarían en el modelo de series temporales estimado, con variancias las de previsión un paso hacia adelante.

Resulta de alguna manera sorprendente que esta doble aproximación, que es una amalgama obvia de los métodos de series temporales con las ideas tradicionales del SPC, no haya sido ampliamente apreciada. Algunos trabajos en esta dirección han sido realizados por Hoadley (1981), Hunter (1986) y Alwan (1986).

### **3. MODELADO BOX-JENKINS Y SPC**

Los procedimientos tradicionales de SPC incluso el supuesto de independencia (I.I.D.) son apropiados sólo para desviaciones de control específicas.

Los gráficos CUSUMs son más eficientes que los de Shewart para detectar pequeñas traslaciones en la media del proceso, pero los gráficos de Shewart, sin embargo, responden más rápidamente a traslación grande de la media.

Como es bien conocido los métodos tradicionales han sido reemplazados por los de Box-Jenkins que permiten una aproximación global al contraste y modelado de tendencias, estacionalidades, traslaciones en la media, datos extraños, etc. Mantenemos que del mismo modo Box-Jenkins reemplazará a los procedimientos tradicionales de SPC.

Con objeto de ilustrar nuestra afirmación haremos explícita la relación entre los métodos de Box-Jenkins y los gráficos EWMA.

Supongamos que el proceso bajo control sigue un modelo simple ARMA(1,1):

$$(2) \quad (1 - \phi B)X_t = (1 - \Theta B)a_t$$

El correspondiente predictor puede escribirse como:

$$(3) \quad \begin{aligned} \bar{X}_t(1) &= \phi X_t - \Theta a_t = \phi X_t - \Theta \{X_t - \bar{X}_{t-1}(1)\} \\ &= (\phi - \Theta)X_t + \Theta \bar{X}_{t-1}(1) \\ &= (\phi - \Theta)X_t + \Theta \{(\phi - \Theta)X_{t-1} + \Theta \bar{X}_{t-2}(1)\} \\ &= (\phi - \Theta)X_t + (\phi - \Theta)\Theta X_{t-1} + \Theta^2 \{(\phi - \Theta)X_{t-2} + \Theta \bar{X}_{t-3}(1)\} \\ &= \sum_{j=0}^{\infty} (\phi - \Theta)\Theta^j X_{t-j} \end{aligned}$$

El EWMA puede escribirse a su vez como:

$$(4) \quad \begin{aligned} \bar{X}_t(1) &= \sum_{j=0}^{\infty} \lambda(1 - \lambda)^j X_{t-j} = \sum_{j=0}^{\infty} I_j X_{t-j} \\ \lambda &= 1 - \Theta \\ I_j &= (1 - \Theta)\Theta^{j-1} \end{aligned}$$

Vemos que de acuerdo con la expresión (3) si el modelo subyacente es un ARMA (1,1) el EWMA sería óptimo en términos de error media cuadrático si y sólo si  $\phi = 1$ .

Generalizando el argumento anterior podemos afirmar que EWMA más complejos tendrían como equivalente en todo caso un modelo sencillo ARMA (1,1). Supongamos, en efecto, ponderaciones exponencialmente decrecientes pero relajemos el supuesto de un solo parámetro de ponderaciones y que la suma de

éstas sea uno (es decir, sumas ponderadas y no promedios). En lugar de  $I_j$  para (4) escribiríamos con más generalidad:

$$(5) \quad I_j = (\phi_1 - \Theta)\Theta^{j-1}, \quad j = 1, 2, \dots$$

Esta función  $I_j$  conduciría a modelos sin restricciones ARMA (1,1):

$$(6) \quad X_t - \Theta_1 X_{t-1} = a_t - \Theta a_{t-1}$$

Supuesto, por otra parte, que las ponderaciones siguen la función exponencial a partir de  $j = 2$  y permitiendo para  $I_1$  un factor de olvido  $\phi_2$ . La función de previsión sería:

$$(7) \quad \begin{aligned} I_1 &= \phi_1 - \Theta \\ I_j &= (\phi_2 + \phi_1 \Theta - \Theta^2)\Theta^{j-1} \quad j \geq 2 \end{aligned}$$

que correspondería a un modelo ARMA (2,1):

$$(8) \quad X_t - \phi_1 X_{t-1} - \phi_2 X_{t-2} = a_t - \Theta a_{t-1}$$

Nótese además que el EWMA puede escribirse en la forma:

$$(9) \quad \begin{aligned} \bar{X}_t(1) &= \bar{X}_{t-1}(1) - \lambda \{X_t - \bar{X}_{t-1}(1)\} \\ \lambda &= (1 - \Theta) \end{aligned}$$

lo que muestra que  $\bar{X}_t(1)$  puede calcularse simplemente desde  $\bar{X}_{t-1}(1)$  y la innovación correspondiente:

$$X_t - \bar{X}_{t-1}(1) = y_t$$

Es bien conocido que muchos procesos industriales pueden considerarse generados por modelos de estructura igual o inferior a un ARMA (2,1). En Pandit y Wu (1983) puede el lector encontrar una interesante interpretación de este hecho como resultado de la interacción de un impropio control en realimentación humano sobre procesos que de otro modo estarían en "control".

Teniendo en cuenta los argumentos precedentes resulta que, a pesar del supuesto erróneo de que los procesos son I.I.D., las técnicas usuales EWMA son una herramienta razonablemente buena para la realización de SPC.

Llegados a este punto se nos presentan dos opciones para la realización de técnicas SPC. Métodos Box-Jenkins que por su naturaleza son "off-line" o

métodos adaptativos que hereden el carácter de métodos en tiempo real de los EWMA y que, por otra parte, se adapten óptimamente al proceso cuya calidad queremos controlar, que en general no será I.I.D.. A este propósito dedicamos el resto del trabajo.

#### 4. SPC ADAPTATIVO MEDIANTE EL MÉTODO CELOSIA

Aunque los métodos de Box-Jenkins son adecuados para un tratamiento general del SPC tiene dos importantes limitaciones: naturaleza en tiempo no real y alto grado de cualificación estadística. Para que el éxito del SPC esté garantizado es necesario que el personal laboral y a pie de línea de producción se familiarice con los métodos.

Si queremos realizar SPC como parte de la fábrica automatizada debemos disponer de métodos en tiempo real y si es posible realizables en "hardware". Por otra parte si queremos que sean utilizados por personal medianamente cualificado, el SPC debe ser automatizado.

Una posible alternativa sería, obviamente, el uso de mínimos cuadrados recursivos y autorregresivos largos. Sin embargo si queremos, además, que los algoritmos sean realizables en "hardware" una mejor alternativa es el uso de filtros tipo celosía como se argumenta en De la Fuente (ob. cit.).

Los algoritmos celosía que exponemos brevemente a continuación se desarrollaron desde los trabajos de Itakura y Saito en Japón y Morf (1977) y Lee (1982) en U.S.A.

El algoritmo celosía en su forma básica puede escribirse como sigue:

Iniciación:

$$e_0^f(t) = e_0^b(t) = y(t)$$

$$R_0^f(t) = R_0^b(t) = \lambda(t) \cdot R_0^f(t-1) + y(t)y(t)^T; R_0^f(-1) = R$$

FOR N= TO MIN (nmax, t)

$$(10) \quad \Delta_{n+1}(t) = \lambda(t) \Delta_{n+1}(t-1) r_n^b(t-1) e_n^f(t) / \Theta_n(t)$$

Donde

$$\Delta_{n+1}(-1) = 0 \quad e^f(-1)^T = 0$$

$$(11) \quad \Theta_{n+1}(t) = \Theta_n(t) - e_n^b(t-1)^T \{R_n^f(t-1)\}^{-1} e_n^b(t-1)$$

$$(12) \quad e_{n+1}^f(t) = e_n^f(t-1) - \Delta_{n+1}(t) \{R_n^b(t-1)\}^{-1} e_n^b(t-1)$$

$$(13) \quad e_{n+1}^b(t) = e_n^b(t-1) - \Delta_{n+1}^T(t) \{R_n^f(t)\}^{-1} e_n^f(t-1)$$

$$(14) \quad R_{n+1}^f(t) = R_n^f(t) - \Delta_{n+1}(t) \{R_n^b(t-1)\}^{-1} \Delta_{n+1}^T(t)$$

$$(15) \quad R_{n+1}^b(t) = R_n^b(t) - \Delta_{n+1}^T(t) \{R_n^f(t)\}^{-1} \Delta_{n+1}(t)$$

$$(16) \quad K_{n+1}^f(t) = \frac{\Delta_{n+1}(t)}{R_n^b(t-1)}$$

$$(17) \quad K_{n+1}^b(t) = \frac{\Delta_{n+1}^T(t)}{R_n^f(t)}$$

Una vez que se dispone de los coeficientes de reflexión  $K^r$  y  $K^b$  es posible calcular los parámetros de interés del AR asociado, como sigue:

Iniciación

$$B_{p,-1} = 0 \quad p = 0 \dots n_{\max} - 1$$

FOR  $i = 0 \dots n_{\max}$  DO

$$A_{0,i} = B_{0,i} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = 0 \\ 0 & \text{if } i \neq 0 \end{cases}$$

FOR  $p = 0 \dots n_{\max} - 1$  DO

$$(18) \quad A_{p+1,i} = A_{p,i} - K_{p+1}^b B_{p,i-1}$$

$$(19) \quad B_{p+1,i} = B_{p,i} - K_{p+1}^f A_{p,i}$$

$$a_i = A_{n_{\max}, i}$$

Las ventajas de este algoritmo han sido descritas ampliamente en la literatura de los años ochenta. Suponen una mejora en muchos aspectos de los métodos adaptativos clásicos. Existen varias versiones del algoritmo básico que acabamos de exponer dependiendo de:

- La forma en que se elige el bloque de datos.
- El factor de olvido utilizado.
- La combinación con otros algoritmos, por ejemplo los de tipo gradiente.



- Filtros celosía no paraméricos sobre los signos resultantes.

Una interesante alternativa es normalizar el filtro celosía, de esta manera es posible detectar problemas de estabilidad como alternativa a las ecuaciones de Liapunov.

Para estas consideraciones remitimos al lector a D. de la Fuente donde se recogen mediante simulación de Montecarlo las principales conclusiones sobre funcionamiento de distintas variedades de filtros celosía. Los mejores resultados en términos de convergencia y estabilidad se obtienen para los algoritmos de memoria creciente y factor de olvido variable tipo Fortescue.

En términos prácticos estos algoritmos nos permiten utilizar además de los gráficos de control habituales, un tercer gráfico que denominamos “gráfico de estabilidad paramétrica”.

## 5. ALGUNOS EJEMPLOS E ILUSTRACIONES COMPARATIVAS

Con objeto de utilizar datos bien conocidos en la literatura sobre SPC la figura 1 recoge la serie original utilizada por Johnson (1974) así como sus funciones muestrales de autocorrelación y autocorrelación parcial. El modelo Box-Jenkins correspondiente a un AR(1). El resto de la figura ilustra las innovaciones y el carácter de ruido blanco de las mismas.

En la figura 2 ponemos de manifiesto la conclusión que habíamos avanzado. Aunque el proceso está bajo control, en términos de estabilidad paramétrica como lo evidencia el gráfico de sumas acumuladas (CUSUM) de los residuos, la aplicación del SPC tradicional a los datos originales hubiera diagnosticado erróneamente una salida de control del proceso.

Utilizando los mismo datos, en la figura 3 recogemos la estimación paramétrica por el método de celosía del modelo AR(1) subyacente. La estimación se realiza en tiempo real y puede apreciarse la rapidez de convergencia y la estabilidad paramétrica. También ilustramos la evolución del parámetro delta así como los errores hacia adelante y hacia atrás.

En las figuras 4 y 5 confirmamos de nuevo que el proceso está bajo control utilizando los residuos hacia adelante y hacia atrás del modelo celosía.

Para completar esta primera parte de la ilustración se ha simulado una serie correspondiente al modelo AR(1):

$$Y_t = 0,57 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \simeq N(0, 1)$$

En las figuras 6 y 7 se recogen la serie original simulada, las innovaciones y las funciones muestrales correspondientes. Los gráficos de control muestran que el proceso está bajo control.

Una pregunta interesante es la siguiente ¿Cuál será el comportamiento de los gráficos de control sobre proceso y las innovaciones ante un cambio paramétrico en el modelo?. En la figura 8 vemos el rápido “tracking” del cambio paramétrico así como los errores hacia adelante y hacia atrás y la evolución del parámetro delta del filtro celosía.

Del análisis de las figuras 9 y 10 deducimos que ni el gráfico  $\bar{x}$  ni el de sumas acumuladas bien sea sobre las innovaciones hacia adelante o hacia atrás detectaríamos el cambio paramétrico. Esto resulta evidente por la propia naturaleza recursiva del predictor. Es por tanto imprescindible acompañar los gráficos anteriores de un gráfico de estabilidad paramétrica. En efecto, no hay perturbaciones en el entorno del proceso pero sí en el proceso mismo.

## 6. CONCLUSIONES

En esta contribución hemos presentado las ventajas e inconvenientes de los métodos Box-Jenkins en el control SPC. Resulta claro que los procedimientos tradicionales son casos particulares de la metodología del Box-Jenkins, a pesar de que la estructura simple de los procesos industriales más comunes acreditan el uso de los métodos EWMA.

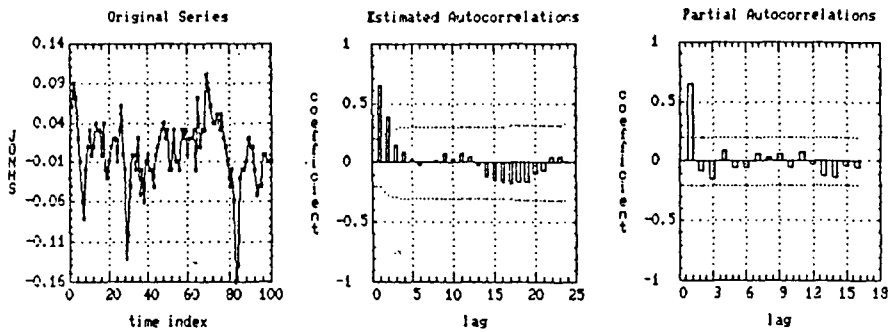
Los principales inconvenientes de la metodología de Box-Jenkins para la divulgación y puesta en práctica de los métodos SPC a nivel de taller y línea de fabricación son su carácter en tiempo no real y la alta cualificación que demandan del usuario.

Como alternativa, para evitar estos inconvenientes y al mismo tiempo recoger la simplicidad y carácter adaptativo de los métodos tradicionales EWMA, proponemos el uso de predictores tipo celosía.

Estos métodos además de ser fácilmente automatizables, dada su naturaleza recursiva, y realizables además en hardware permiten utilizar un tercer gráfico que complementa los gráficos habituales, a saber un gráfico de estabilidad paramétrica.

Todo método SPC deberá por tanto incluir un gráfico de predicción, un gráfico de innovaciones y un gráfico de estabilidad paramétrica. Con el uso simultáneo de los tres gráficos y sus variantes es posible clasificar las salidas de control genuinas, cambios paramétricos, traslaciones de nivel o perturbaciones del entorno de fabricación.

Concluimos que el SPC adaptativo que hemos descrito mediante métodos celosía puede ser realizado en hardware evitando la rémora de un entrenamiento estadístico intensivo a nivel de personal de taller. Esta es una ventaja fundamental respecto a los métodos Box-Jenkins que son la solución teórica correcta al SPC pero que no permiten su integración completa en un esquema de trabajo completamente automatizado.



-----  
 SUMMARY OF FITTED MODEL  
 -----

parameter	estimate	std.error	t-value	prob(> t )
AR ( 1)	.65075	.07467	8.71478	.00000
MEAN	-.00140	.00926	-.15114	.88017
CDNSTANT	.00007			

-----  
 ESTIMATED WHITE NOISE VARIANCE = 1.03763E-3 WITH 100 DEGREES OF FREEDOM.  
 CHI-SQUARE TEST STATISTIC ON FIRST 20 RESIDUAL AUTOCORRELATIONS = 10.2207  
 WITH PROBABILITY OF A LARGER VALUE GIVEN WHITE NOISE = 0.947291  
 -----

NUMBER OF ITERATIONS PERFORMED: 1

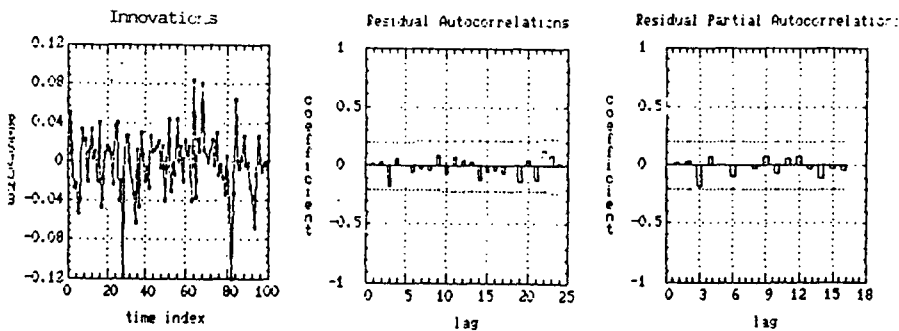
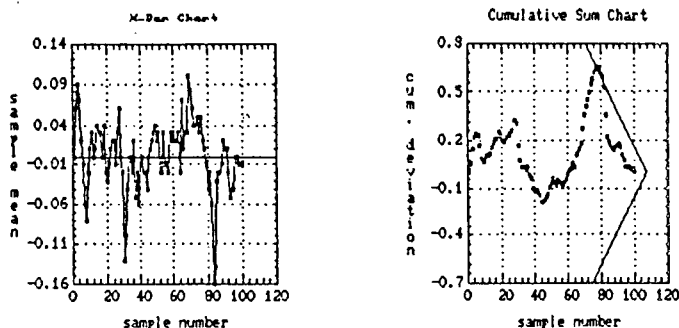


FIGURA 1

Datos utilizados en el trabajo de Johnson. Modelo Box-Jenkins y sus residuos.

NAME OF THE VARIABLE CONTAINING YOUR DATA: JONHS  
 NAME OF THE VARIABLE CONTAINING THE SAMPLE NUMBERS: TM  
 CONTROL MEAN ( $2E-4$ ):  
 STANDARD ERROR (0.0433678):  
 DIFFERENCE YOU WISH TO DETECT (0.0433678):  
 ALPHA RISK (0.05):  
 BETA RISK (0.05):



Innovation's charts

NAME OF THE VARIABLE CONTAINING YOUR DATA: RESJONB  
 NAME OF THE VARIABLE CONTAINING THE SAMPLE NUMBERS: TM  
 CONTROL MEAN ( $-1.904E-3$ ):  
 STANDARD ERROR (0.0327254):  
 DIFFERENCE YOU WISH TO DETECT (0.0327254):  
 ALPHA RISK (0.05):  
 BETA RISK (0.05):

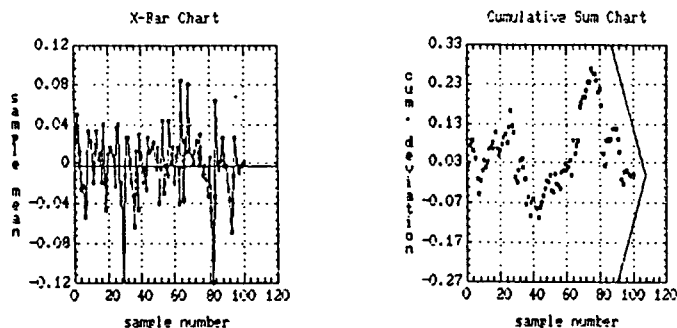


FIGURA 2

Ilustración de cómo los gráficos de control para la serie original de Johnson, indicarían erróneamente que el proceso ha salido de control. El proceso está bajo control de acuerdo con los gráficos de control de los residuos. La salida de control no es tal sino que es debida a la inevitable variabilidad del modelo. Mientras que los gráficos para los residuos muestran que el proceso en realidad no ha salido de control.

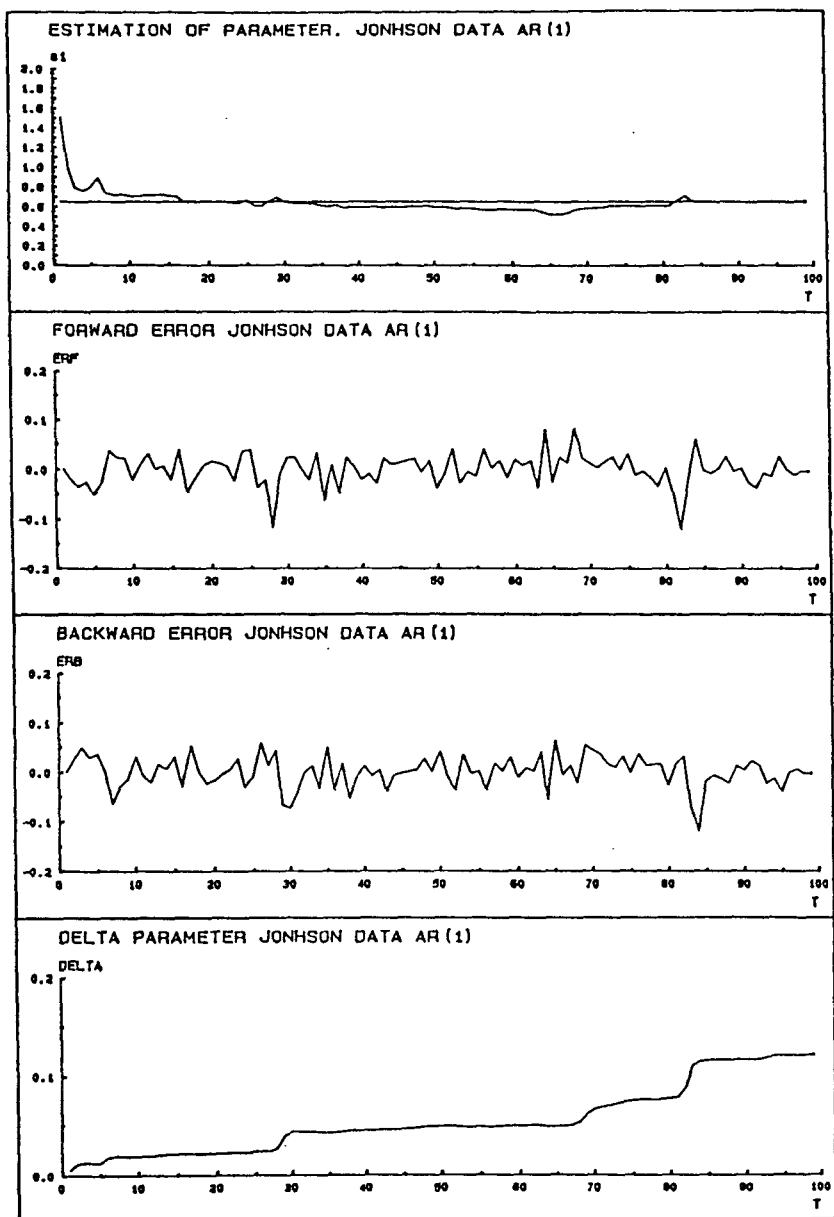
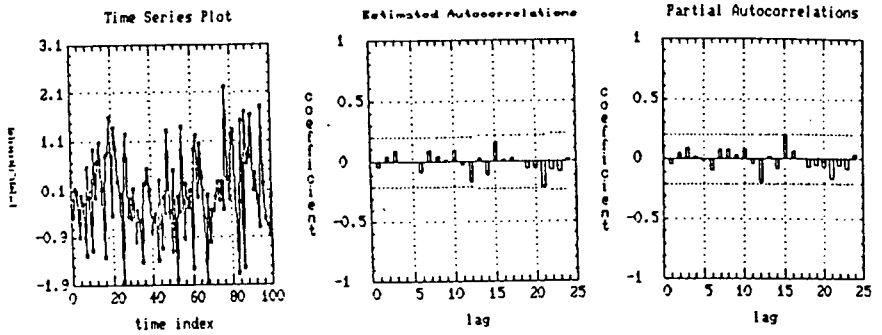


FIGURA 3

Modelización en tiempo real del proceso para los datos de Johnson mediante un filtro celosía. Nótese la rápida convergencia del parámetro.



NAME OF THE VARIABLE CONTAINING YOUR DATA: ERRDEL  
 NAME OF THE VARIABLE CONTAINING THE SAMPLE NUMBERS: TM  
 CONTROL MEAN (8.728E-3):  
 STANDARD ERROR (0.888895):  
 DIFFERENCE YOU WISH TO DETECT (0.888895):  
 ALPHA RISK (0.05):  
 BETA RISK (0.05):

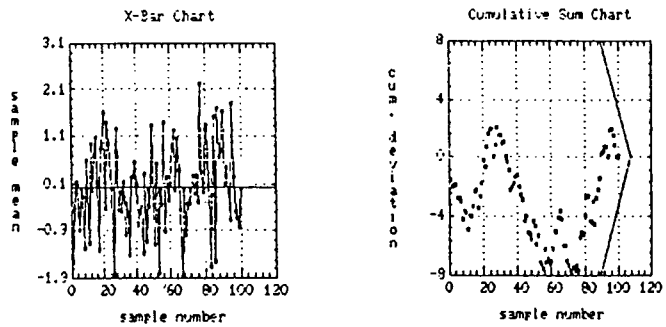
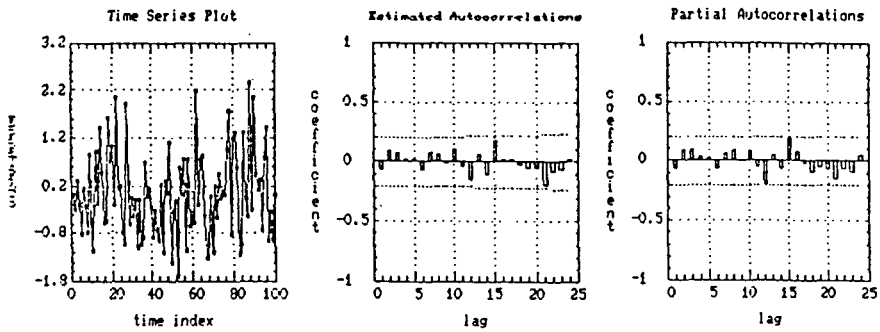


FIGURA 4

Resíduos hacia adelante correspondientes al filtro celosía con sus contrastes de dependencia y comportamiento de sus gráficos de control.



NAME OF THE VARIABLE CONTAINING YOUR DATA: ERRTRAS  
 NAME OF THE VARIABLE CONTAINING THE SAMPLE NUMBERS: TM  
 CONTROL MEAN (0.020122):  
 STANDARD ERROR (0.888759):  
 DIFFERENCE YOU WISH TO DETECT (0.888759):  
 ALPHA RISK (0.05):  
 BETA RISK (0.05):

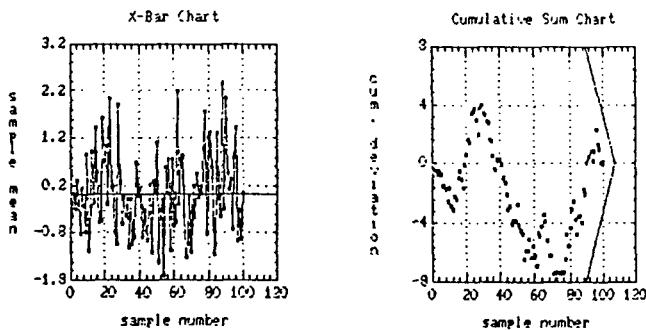
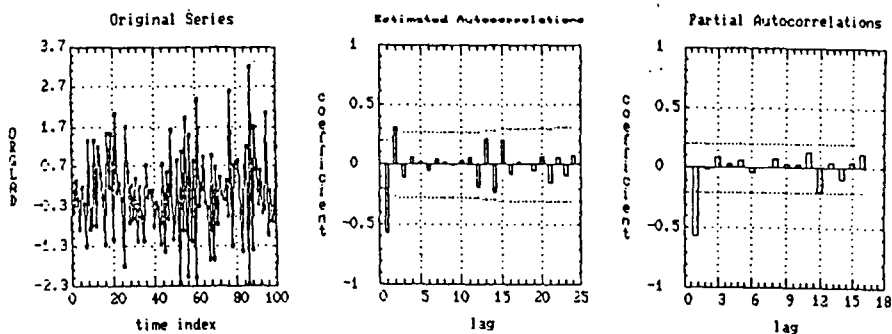


FIGURA 5

Resíduos hacia atrás, correspondientes al filtro de celosía, con sus contrastes de dependencia y comportamiento de sus gráficos de control.



SUMMARY OF FITTED MODEL

parameter	estimate	std.error	t-value	prob(> t )
AR ( 1)	-.57651	.08221	-7.01298	.00000
MEAN	.00713	.05822	.12249	.90276
CONSTANT	.01315			

ESTIMATED WHITE NOISE VARIANCE = 0.828552 WITH 100 DEGREES OF FREEDOM.  
 CHI-SQUARE TEST STATISTIC ON FIRST 20 RESIDUAL AUTOCORRELATIONS = 11.2655  
 WITH PROBABILITY OF A LARGER VALUE GIVEN WHITE NOISE = 0.914584

NUMBER OF ITERATIONS PERFORMED: 1

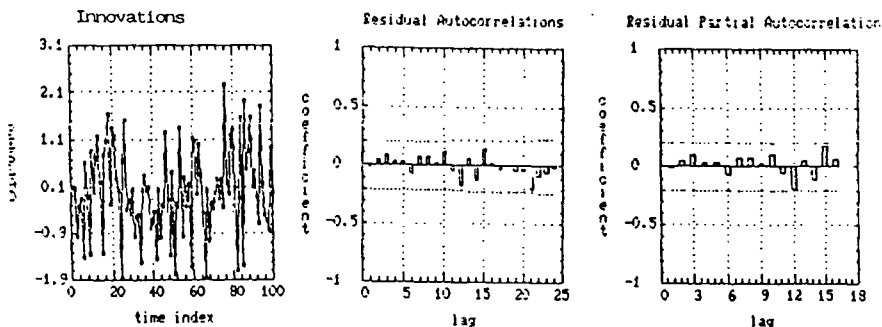
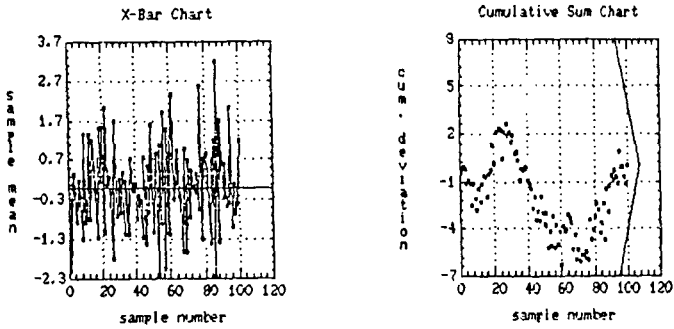


FIGURA 6

Serie simulada con un modelo AR(1):  $Y_t = 0,5Y_{t-1} + \varepsilon_t$ ;  $\varepsilon_t \simeq N(0,1)$  y los residuos del modelo B-J correspondiente.



NAME OF THE VARIABLE CONTAINING YOUR DATA: ORGLAD  
 NAME OF THE VARIABLE CONTAINING THE SAMPLE NUMBERS: TM2  
 CONTROL MEAN (8.34E-3):  
 STANDARD ERROR (1.11892):  
 DIFFERENCE YOU WISH TO DETECT (1.11892):  
 ALPHA RISK (0.05):  
 BETA RISK (0.05):



NAME OF THE VARIABLE CONTAINING YOUR DATA: RESLAD  
 NAME OF THE VARIABLE CONTAINING THE SAMPLE NUMBERS: TM  
 CONTROL MEAN (-3.69972E-4):  
 STANDARD ERROR (0.914834):  
 DIFFERENCE YOU WISH TO DETECT (0.914834):  
 ALPHA RISK (0.05):  
 BETA RISK (0.05):

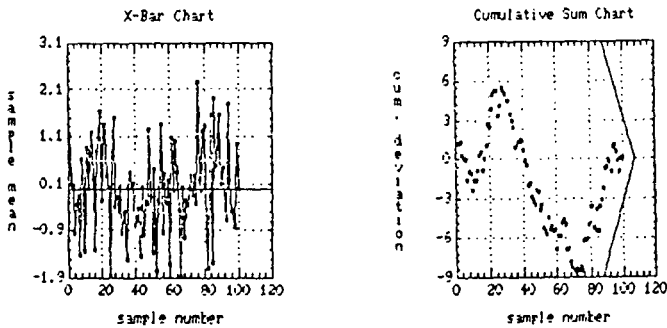


FIGURA 7

Gráficos de control de la serie de la figura 6.

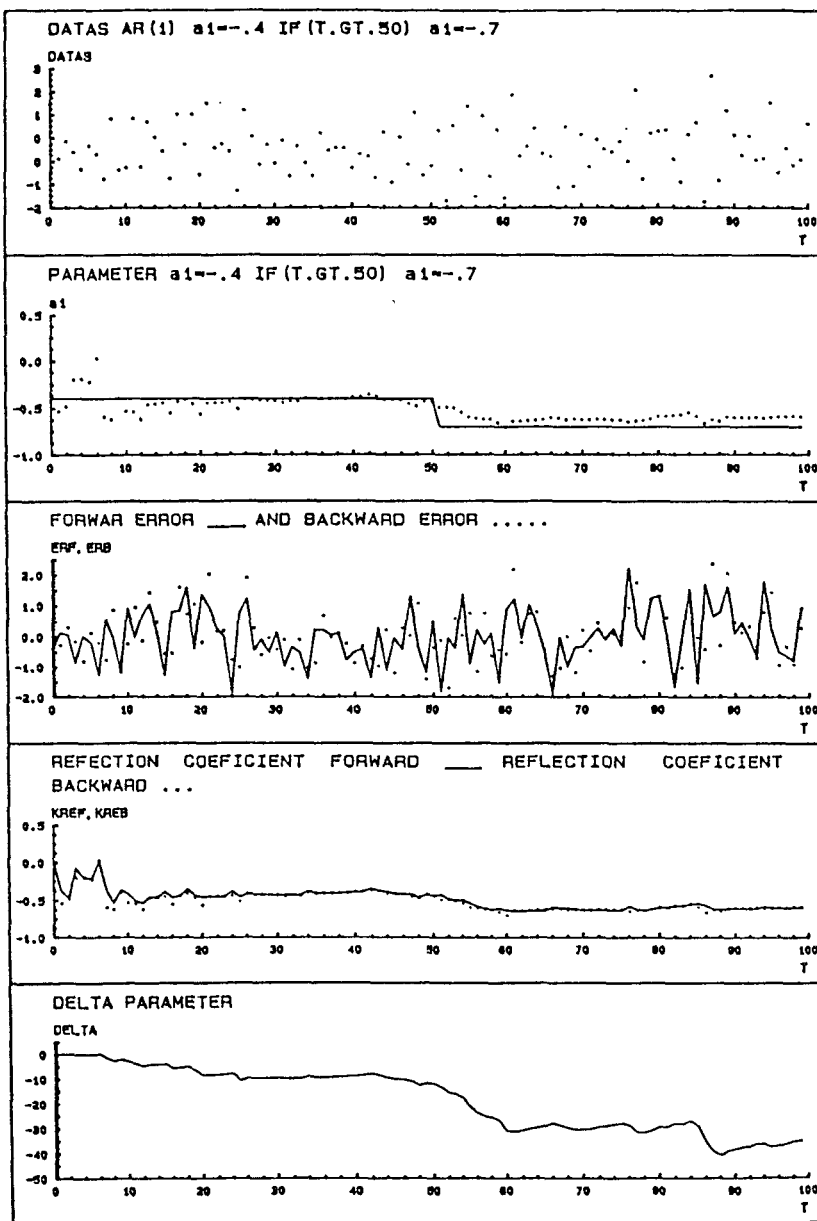
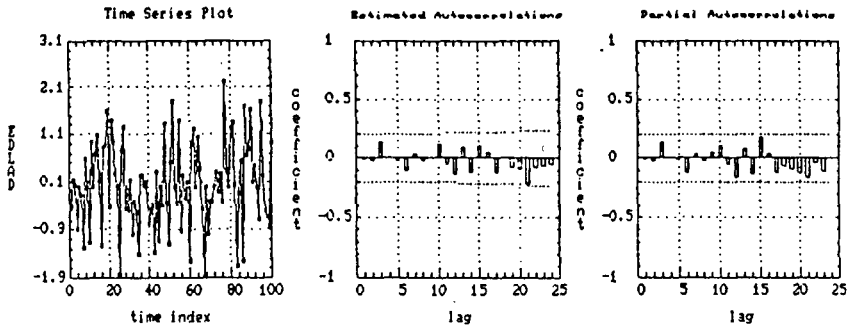


FIGURA 8

Serie simulada con dos modelos. Recorrido 0-50 con modelo  $Y_t = 0,4Y_{t-1} + a_t$  (cambio paramétrico). Recorrido 50-100.  $Y_t = 0,7Y_{t-1} + a_t$ . Nótese el "tracking" del cambio paramétrico.



NAME OF THE VARIABLE CONTAINING YOUR DATA: EDLAD  
 NAME OF THE VARIABLE CONTAINING THE SAMPLE NUMBERS: TM2  
 CONTROL MEAN (0.0432986):  
 STANDARD ERROR (0.878082):  
 DIFFERENCE YOU WISH TO DETECT (0.878082):  
 ALPHA RISK (0.05):  
 BETA RISK (0.05):

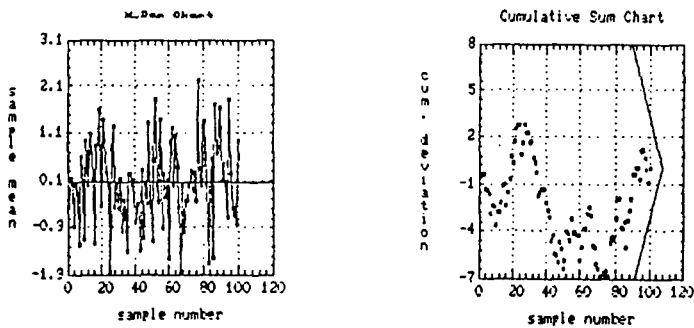
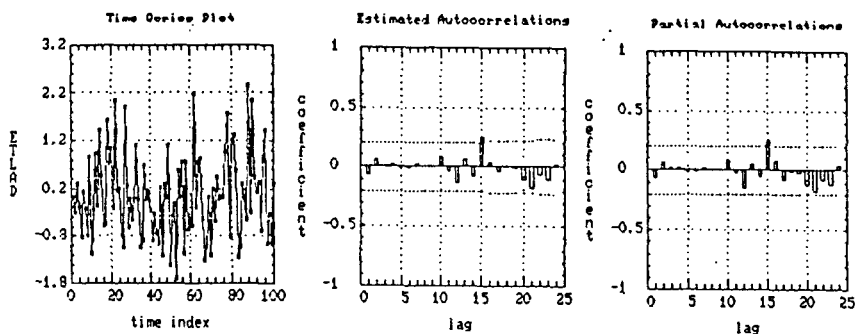


FIGURA 9

Resíduos hacia adelante del filtro celosía con cambio paramétrico y sus gráficos de control.



NAME OF THE VARIABLE CONTAINING YOUR DATA: ETLAD  
 NAME OF THE VARIABLE CONTAINING THE SAMPLE NUMBERS: TM2  
 CONTROL MEAN (0.0364079):  
 STANDARD ERROR (0.880053):  
 DIFFERENCE YOU WISH TO DETECT (0.880053):  
 ALPHA RISK (0.05):  
 BETA RISK (0.05):

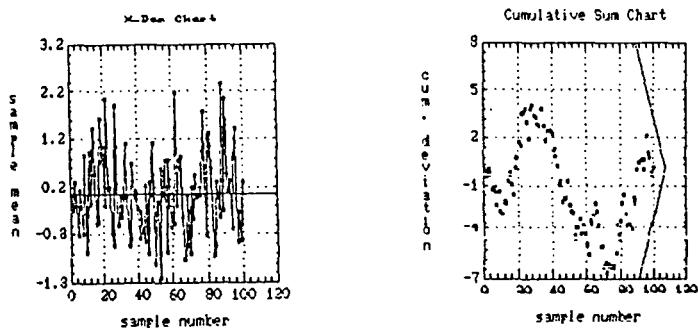


FIGURA 10

Resíduos hacia atrás del filtro celosía, con cambio paramétrico y sus gráficos de control.

## 7. BIBLIOGRAFÍA

- [1] **Alwan, L.C. and Roberts, H.V.** (1988). "Time Series Modeling for Statistical Process Control". *Journal of Business and Economic and Statistics*. Vol. 6 n° 1.
- [2] **Bagshaw, M. and Johnson, R.A.** (1975). "The effect of Serial Correlation on the Performance of CUSUM tests II". *Technometrics* vol. 17 n° 1 pp. 73-80.
- [3] **Benere, M.; Leemis L.M.; Schlegel, R.E. and Foote, B.L.** (1988). "Spectral Analysis in Quality Control: A Control Chart Based on The Periodogram". *Technometrics* vol. 30 n° 1 pp. 63-71.
- [4] **Box, G.E.P. and Jenkins, G.M.** (1970). "Time Series Models for Forecasting and Control". San Francisco. Holden Day.
- [5] **De la Fuente, G.D.** (1987). "Previsión Adaptativa por el Método Celosía de Organización de Empresas". Tesis. Universidad de Oviedo.
- [6] **Hoadley, B.** 1981). "The Quality Measurement Plan". *Bell System Technical Journal* n° 60 pp. 215-271.
- [7] **Hunter, J.S.** (1986). "The EWMA". Working Paper University of Chicago.
- [8] **Isikawa, K.** (1984). "Total Quality Control: The Japanese Way". New York. John Wiley.
- [9] **Itakura, F. and Saito, S.** (1971). "Digital Filtering Techniques for Speech Analysis and Synthesis". In. *Proc. 7 th Int. Cong. Acoust.* Budapest, paper 25-c-1. pp. 262-264.
- [10] **Johnson, R.A. and Bagshaw, M.** (1974). "The effect of Serial Correlation on the Performance of CUSUM tests". *Technometrics* vol. 16 n° 1 pp. 103-112.
- [11] **Morf, M.** (1974). "Fast Algorithms for Multivariable Systems". Ph. D. Dissertation, Department of Electrical Engineering. Stanford University, Stanford C.A.
- [12] **Morf, M.; Dickinson, B.; Kailath, T. and Vieira, A.** (1977). "Efficient Solutions of Covariance for Linear Prediction". *IEEE Trans. Acoustic Speech and Signal Processing* vol. ASSP-25 n° 5 pp. 429-435.
- [13] **Page, E.S.** (1955). "Test for a change in a parameter occurring at an Unknown point". *Biometrika* vol. 42 pp. 523-527.
- [14] **Pandit, S.M. and Wu, S.M.** (1983). "Time Series and System Analysis Applications". John Wiley and Sons.

