



**UNIVERSIDAD NACIONAL DEL CALLAO**

ENE. 2009

**FACULTAD DE INGENIERIA ELECTRICA Y ELECTRONICA**



**"DISEÑO Y SIMULACION DE CONTROLADORES  
AVANZADOS PARA EL PROCESO DE MOLIENDA DE  
CEMENTO"**

**PROYECTO DE INVESTIGACION**

**PRESENTADO POR:**

**M. SC., ING. NICANOR RAUL BENITES SARAVIA**

**(PERIODO DE EJECUCION: FEBRERO 2008 A ENERO 2009)**

**(RESOLUCION RECTORAL N° 130-2008-R)**

**CALLAO – PERU**

**2009**

*Just.*

I.	INDICE	I
II.	RESUMEN	1
III.	INTRODUCCION	2
IV.	MARCO TEORICO	
4.1	El Cemento	5
4.2	Fabricación del Cemento	7
4.2.1	Extracción, Dosificación y Molienda	7
4.2.2	Homogenización de la materia prima	9
4.2.3	Producción del Clínter	9
4.2.4	Molienda de Cemento	11
V.	MATERIAL Y METODOS	13
5.1	Modelado Matemático del Proceso de Molienda	13
5.1.1	Modelo No Lineal	15
5.1.2	Modelo Linealizado	18
5.1.3	Discretización del Modelo	19
5.1.4	Simulación del Modelo Discreto	20
5.2	Control Optimo Cuadrático	21
5.2.1	¿Porqué Control Optimo?	21
5.2.2	Diseño del Controlador Optimo Proporcional Integral	23
5.2.3	Diseño del Observador Optimo Cuadrático	26
5.3	Control Adaptivo Autosintonizado	29
5.3.1	¿Porqué Control Adaptivo?	29
5.3.2	Modelo del proceso	31
5.3.3	Estimación de Parámetros por el Método de Mínimos Cuadrados Recursivo (RLS)	37

5.3.4	Estimación de Estados	40
5.3.5	Diseño del Controlador Optimo Proporcional Integral	42
VI	RESULTADOS	45
6.1	Resultados del Sistema de Control Optimo Proporcional Integral	45
6.2	Resultados del Sistema de Control Adaptivo Autosintonizado	46
VII	DISCUSION	48
7.1	Comparación de resultados	48
7.2	Conclusiones y recomendaciones	48
VIII	REFERENCIAS	49
	APENDICE A	51
	Programa en Matlab de Simulación del Proceso de Molienda (Lazo Abierto)	51
	APENDICE B	53
	Programa en Matlab del Sistema de Control Optimo con Observador de Estados	53
	APENDICE C	57
	Programa en Matlab del Sistema de Control Adaptivo Autosintonizado	57



## II. RESUMEN

El presente trabajo de investigación trata sobre el Modelado y diseño de Controladores Avanzados en el proceso de Molienda de Cemento. Debido a que el proceso de molienda de cemento es un proceso por naturaleza de respuesta lenta, se consideró en el diseño obtener tiempos de estabilización menor de tres horas para las condiciones referenciales de carga del clinker dentro del molino y el caudal de salida del producto final.

Las estrategias de control que se han utilizado para fines de comparación son Control Optimo Cuadrático y Control Adaptivo Autosintonizado, que permiten controlar dos variables: la carga del clinker ( $z$ ) y el flujo de salida del producto final ( $y_f$ ).

La herramienta de simulación tanto para el modelado como para el diseño y desempeño de los controladores indicados ha sido Matlab, lo que ha permitido obtener resultados comparativos entre las dos técnicas, y concluir que la técnica de Control Optimo Cuadrático, en su versión Proporcional Integral es la más adecuada para esta aplicación; ya que se cumple con los requerimientos de funcionamiento, con un sobrepico de aproximadamente 9% y un tiempo de establecimiento de aproximadamente 2 horas y media, cumpliéndose con lo previsto. La estrategia de Control Adaptivo Autosintonizado, para este caso, muestra un desempeño por debajo del Control Optimo ya que presenta un sobrepico de aproximadamente 60%, lo que es excesivo e inadecuado, asimismo presenta un tiempo de establecimiento de aproximadamente 3 horas.



### III. INTRODUCCION

El cemento, desde el punto de vista químico se trata en general de una mezcla de silicatos y aluminatos de calcio, obtenidos a través del cocido de calcáreo, arcilla y arena. El material obtenido, molido muy finamente, una vez que se mezcla con *agua* se hidrata y solidifica progresivamente.

La industria del Cemento y la Construcción es una de las industrias más importantes en el Perú y en el mundo. La fabricación del cemento Pórtland, que se usa comúnmente como aglomerante para las mezclas de concreto moderno, también requiere grandes cantidades de materiales naturales.

El consumo mundial de cemento Pórtland se ha elevado de menos de dos millones de toneladas en 1880 a 1.3 billones de toneladas en 1996 (Chávez del Valle, 1995). Para darnos una idea del volumen que ocuparía esta cantidad de cemento basta con tener la densidad del cemento que es de 2 toneladas por metro cúbico esto sería 600,000 millones de metros cúbicos, esto se compara con una montaña de 25 x 25 Km. por un 1 Km. de altura. Considerando, el crecimiento demográfico de esa fecha a la actualidad, podemos darnos una idea del incremento de la inversión en la industria de la construcción, y por consiguiente del volumen de cemento producido y utilizado.

Es conocido que la fabricación del cemento comprende cuatro etapas principales:

1. Extracción y molienda de la materia prima
2. Homogenización de la materia prima
3. Producción del Clinker
4. Molienda de Cemento

De estas cuatro etapas, en el presente trabajo se aborda el proceso de molienda del cemento, para lo cual el problema a resolver fue, aplicar estrategias de Control Avanzado, a fin de controlar el flujo de salida del producto final ( $y_f$ ) y la carga del clinker dentro del molino ( $z$ ), en forma óptima, teniendo en cuenta las restricciones de las entradas y salidas, usando como base la aplicación con datos reales de una planta similar. En la actualidad, todavía se siguen utilizando controladores clásicos como los PID, sin embargo los niveles de sobrepicos producidos en la carga del clinker y en el flujo de salida del producto final, en un mundo globalizado y competitivo como lo es hoy, no es el más apropiado. Por consiguiente, el problema a resolver ha sido obtener un óptimo performance en las dos variables a controlar ya indicadas.

Debido a que es un proceso de molienda, se consideró un tiempo de asentamiento o estabilización menor de tres (03) horas, con el menor sobreimpulso posible que no debe exceder las capacidades físicas del sistema. En tal sentido, el objetivo general planteado ha sido el de obtener sobrepasos moderados y error estacionario nulo en el control de la carga del clinker y en el flujo de salida del producto final; por consiguiente el objetivo específico ha sido aplicar estrategias de Control Avanzado, como son el Control Optimo Cuadrático y el Control Adaptivo Autosintonizado en la etapa del Proceso de Molienda, que nos permita cumplir con los objetivos generales. Tal es así, que los resultados del Control Optimo Cuadrático, en su versión Proporcional Integral es la más adecuada para esta aplicación; ya que se cumple con los requerimientos de funcionamiento, con un sobrepico de aproximadamente 9% y un tiempo de establecimiento de aproximadamente 2 horas y media,

cumpléndose con lo previsto. Particularmente para esta aplicación, la estrategia de Control Adaptivo Autosintonizado no cumple con los *requerimientos* de funcionamiento en estado transitorio y estado estable, por lo que no es la adecuada.

La literatura científica sobre la materia en estudio es muy poca o casi nula. Lo que se encuentra es información genérica sobre el cemento, las materias primas que lo componen, las reacciones presentes, el equipamiento necesario para su producción y las etapas de fabricación. En tal sentido, este trabajo constituye un esfuerzo en modelar matemáticamente la etapa de molienda del cemento, y luego de diseñar las técnicas o estrategias de control arriba anotados.

## IV. MARCO TEORICO

### 4.1 El Cemento

Desde la antigüedad, se emplearon pastas y morteros elaborados con *arcilla*, *yesso* o *cal* para unir mampuestos en las edificaciones. Fue en la Antigua Grecia cuando empezaron a usarse tobas volcánicas extraídas de la isla de Santorini, los primeros cementos naturales. En el siglo I a. C. se empezó a utilizar el cemento natural en la Antigua Roma, obtenido en *Pozzuoli*, cerca del *Vesubio*. La bóveda del Panteón es un ejemplo de ello. En el siglo XVIII John Smeaton construye la cimentación de un faro en el acantilado de Edystone, en la costa Cornwall, empleando un mortero de cal calcinada. El siglo XIX, Joseph Aspdin y James Parker patentaron en 1824 el *Portland Cement*, denominado así por su color gris verdoso oscuro. Isaac Johnson, en 1845, obtiene el prototipo del cemento moderno, con una mezcla de caliza y arcilla calcinada a alta temperatura. En el siglo XX surge el auge de la industria del cemento, debido a los experimentos de los químicos franceses Vicat y Le Chatelier y el alemán Michaélis, que logran cemento de calidad homogénea; la invención del horno rotatorio para calcinación y el molino tubular y los métodos de transportar hormigón *fresco* ideados por Juergen Hinrich Magens que patenta entre 1903 y 1907.

Se pueden establecer dos tipos básicos de cementos:

1. de origen arcilloso: obtenidos a partir de *arcilla* y piedra *caliza* en proporción 1 a 4 aproximadamente;
2. de origen puzolánico: la *puzolana* del cemento puede ser de origen orgánico o volcánico.

Existen diversos tipos de cemento, diferentes por su composición, por sus propiedades de resistencia y durabilidad, y por lo tanto por sus destinos y usos.

Desde el punto de vista químico se trata en general de una mezcla de silicatos y aluminatos de calcio, obtenidos a través del cocido de calcáreo, arcilla y arena. El material obtenido, molido muy finamente, una vez que se mezcla con *agua* se hidrata y solidifica progresivamente. Puesto que la composición química de los cementos es compleja, se utilizan terminologías específicas para definir las composiciones.

El tipo de cemento **más utilizado** como aglomerante para la preparación del *hormigón* o concreto es el **cemento portland**. Cuando el cemento portland es mezclado con el agua (Chávez del Valle, 1995), se obtiene un producto de características plásticas con propiedades adherentes que solidifica en algunas horas y endurece progresivamente durante un período de varias semanas hasta adquirir su *resistencia característica*.

Con el agregado de materiales particulares al cemento (calcáreo o cal) se obtiene el *cemento plástico*, que fragua más rápidamente y es más fácilmente trabajable. Este material es usado en particular para el revestimiento externo de edificios.

En resumen, el cemento es un material pulverizado que por adición de una cantidad conveniente de agua forma una pasta conglomerante capaz de endurecer tanto bajo el agua como en el aire.

## **4.2 Fabricación del Cemento**

### **4.2.1 Extracción, Dosificación y Molienda**

La fabricación del cemento portland puede ser descrita en forma simple como la transformación por medio de un proceso térmico a muy alta temperatura de materiales naturales con alto contenido de óxidos de calcio, silicio, y en menor proporción hierro y aluminio, en silicato de calcio hidráulicamente activo, que en contacto con agua adquieren las características de material aglomerante. Como primer emprendimiento se realizan tareas de explotación del yacimiento con trabajos mecánicos de extracción de muestras del terreno mediante equipos especiales de perforación. Estas operaciones, llamadas cateos, permiten determinar la potencia del yacimiento (volumen útil a explotar) y la ley del material (calidad expresada como contenido de carbonato de calcio), con lo cual se da comienzo a las explotaciones de canteras, generalmente a cielo abierto. En la mayoría de los casos el material no se encuentra en la superficie, por lo que inicialmente se requieren operaciones de destape para dejar la piedra caliza al descubierto.

La explotación de la cantera consiste en realizar perforaciones, cargas de barrenos con explosivos y efectuar voladuras. Esto provoca la formación de frentes de explotación (paredes de aproximadamente 20 m de altura).

El material proveniente de las voladuras es cargado sobre grandes camiones llamados volquêtes o a trituradoras móviles mediante cargadores frontales para ser transportado, en el caso de los volquêtes, hasta la planta de trituración.

*Jes*

La trituración de la roca arrancada de la cantera se realiza mediante trituradoras cuyas características dependen del tipo de material pudiendo ser de impacto, de cono o de rodillo, los que reducen fuertemente la granulometría (tamaño) del material. Los trozos gruesos son separados de los finos mediante una zaranda, enviando los primeros a una trituración secundaria.

La producción de la trituración es transportada a una sala de almacenamiento de piedra (pudiendo disponer de un sistema de prehomogeneizado) a través de las cintas transportadoras extendidas, ya que por lo general la fabricación está alejada de la trituración.

Antes de ingresar a la sala, la materia prima es objeto de un muestreo sistemático para la determinación de sus características químicas (siendo el contenido de carbonato de calcio el valor más representativo) para el manejo, por un lado de los cambios de lugar de extracción de la cantera, y por otro, para la alimentación de los molinos.



**Figura 4.1:** Carga de materias primas sobre volquetes.

*ds.*

En la etapa siguiente, donde se reduce más aún el tamaño, las propiedades de la piedra caliza determinan en cada caso los requerimientos de otros aportes de materiales ricos en sílice y óxido de hierro para las dosificaciones en proporciones correctas (a través de técnicas de análisis instrumental) para la alimentación de la molienda de crudo. Dicha etapa se realiza en molinos de bolas o verticales para obtener un polvo impalpable de finura similar al talco, llamado harina cruda.

#### **4.2.2 Homogenización de la materia prima**

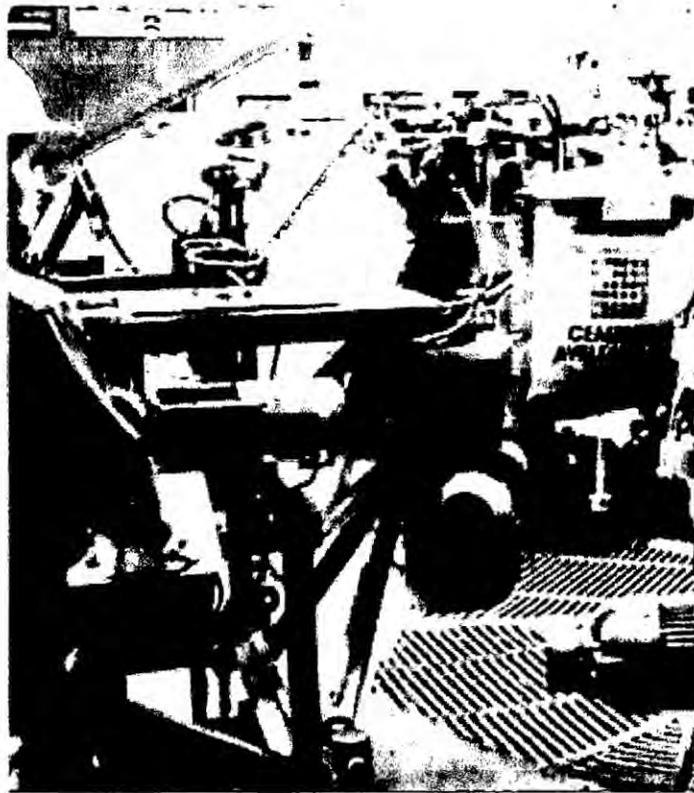
Prosigue una etapa de homogenización de la harina en silos que consiste en un “batido” que se realiza insuflando aire a efectos de preparar el material de alimentación al horno.

Hasta aquí, el proceso de fabricación ha seguido sucesivas etapas de transformación física hasta llegar a la granulometría y homogeneidad requeridas.

#### **4.2.3 Producción del Clinker**

Pero el verdadero proceso de transformación se realiza cuando con este material se alimenta el horno, que es el reactor químico en donde se desarrolla el proceso de los silicatos hidráulicamente activos.

Al comienzo, en una torre precalentadora se eleva la temperatura del cemento portland hasta llegar a los 1000° C aproximadamente donde se inicia la reacción de descarbonatación (obtención del óxido de calcio a partir del carbonato de calcio de la piedra caliza).



**Figura 4.2:** Aspecto parcial de una planta de producción de cemento.

El horno rotativo propiamente dicho es un tubo cilíndrico de dimensiones que oscila entre 60 m y 90 m de largo y 3 m a 6 m de diámetro, montado sobre 3 o 4 bases, con sus respectivos rodillos de soporte que permiten la rotación del tubo apoyado sobre llantas, con una pendiente de 3 % a 4 % hasta la descarga.

Se usa fundamentalmente gas natural como combustible, siendo el carbón y el fuel oil otras alternativas, consumiéndose grandes caudales de hasta 10000 metros cúbicos por hora.

Interiormente está revestido con ladrillos refractarios ya que se alcanzan temperaturas de aproximadamente  $1.450^{\circ}\text{C}$  donde en un proceso de semifusión se forman los minerales hidráulicos que son estabilizados por un rápido enfriamiento a través del aire proveniente de grandes ventiladores sobre parrillas emplazadas a la salida del tubo del horno.

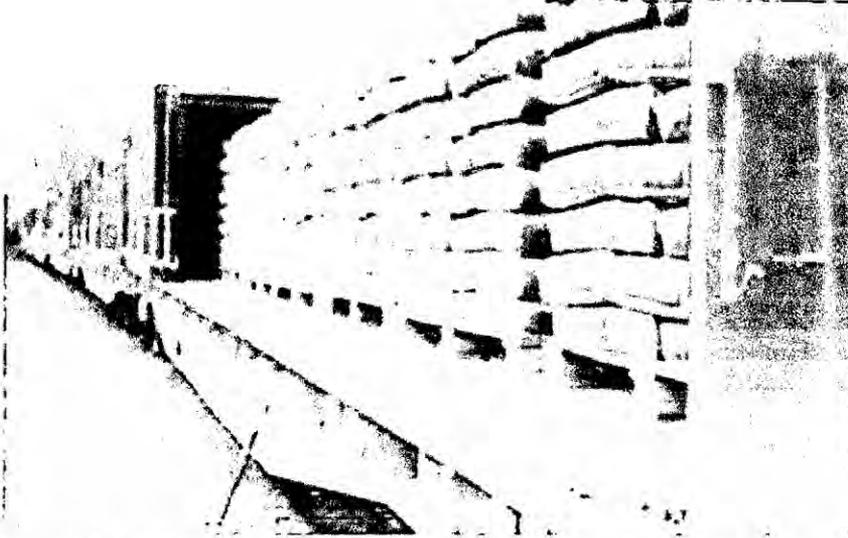
#### **4.2.4 Molienda de Cemento**

El clinker es molido (en molinos de bolas o de rodillos) a finuras adecuadas con agregados de pequeñas cantidades de yeso para obtener el cemento portland. El aporte de yeso permite alcanzar las condiciones de fragüe requeridas para los distintos usos del cemento portland.

Punto aparte, podemos anotar que, finalmente el cemento en silos, es despachado de dos maneras: embolsado o a granel. Para el primer caso, la tendencia a la automatización del proceso de llenado de bolsas de 50 kg (ensacadoras automáticas) y de carga sobre camión o vagón de ferrocarril en forma paletizada (se arman pilas de bolsas sobre tarimas de madera) o sobre "piso" con cargadores automáticos. El cemento despachado a granel es utilizado en la preparación de hormigón elaborado en grandes plantas que se entrega en obras mediante camiones especiales.

Conceptualmente, podemos definir a la fabricación de cemento portland, como una típica industria de proceso, con reducida utilización de mano de obra directa (concentrada en la cantera, embolsadora y mantenimiento especializado),

con fuerte inversión en equipos e instalaciones y elevados insumos de energía y combustible.



**Figura 4.3:** Transporte de cemento al mercado de construcción

Podemos estimar como montos orientativos para definir una inversión de una fábrica con una producción de 1.000.000 de toneladas por año un valor entre 100 y 150 millones de dólares, siendo una consideración aparte el valor del yacimiento de piedra caliza y la infraestructura de servicios y accesos necesarios.

*Sur*

## V. MATERIAL Y METODOS

La metodología empleada es la siguiente:

- a. Modelar matemáticamente el Proceso de Molienda, y efectuar su simulación
- b. Diseñar y simular la estrategia de Control Optimo Cuadrático Discreto
- c. Diseñar y simular la estrategia de Control Adaptivo Autosintonizado
- d. Efectuar las conclusiones en base a los resultados obtenidos y efectuar algunas recomendaciones para trabajos futuros.

### 5.1 Modelado Matemático del Proceso de Molienda

Antes de abordar el modelado, haremos una descripción resumida y breve sobre las etapas que conforman la fabricación de cemento, para luego concentrarnos en la etapa de molienda.

Se ha anotado que la fabricación del cemento comprende cuatro etapas principales:

- a. Extracción y molienda de la materia prima
- b. Homogenización de la materia prima
- c. Producción del Clinker
- d. Molienda de Cemento

El cemento es producido moliendo caliza y cociéndola posteriormente en hornos horizontales rotativos. El producto final a la salida del horno se denomina clinker. Luego este material pasa por un sistema de molienda, donde es molido hasta alcanzar un cierto grado de finura de acuerdo al cemento que se produce.

En la figura 5.1, se presenta el diagrama general del proceso de fabricación de cemento, y en la figura 5.2 se observa el sistema de molienda, que está compuesto

por un molino de bolas, un separador de alta eficiencia, un ventilador exhaustor y un transportador de fajas.

El transportador de fajas, se encarga de alimentar al sistema con material clinker a una cierta velocidad  $u$ . El molino se encarga de moler el clinker en su interior (siendo  $z$  la carga del clinker dentro del molino), hasta convertirlo en un material de una finura determinada. El separador de alta eficiencia se encarga de separar (con función de separación  $\alpha$ ) el material fino del grueso, por medio de la fuerza centrífuga de las partículas. El material con la finura necesaria es transportado fuera del sistema ( $y_f$ ) y pasado a otra etapa. El ventilador exhaustor se encarga de transportar el material desde el molino hacia el separador (el cual se ubica varios metros por encima del molino) a una velocidad de transporte del material que es función de la velocidad  $v$  del ventilador. El material que tiene menor finura que la deseada ( $y_r$ ) es devuelto al molino, por recirculación, para su nueva molienda.

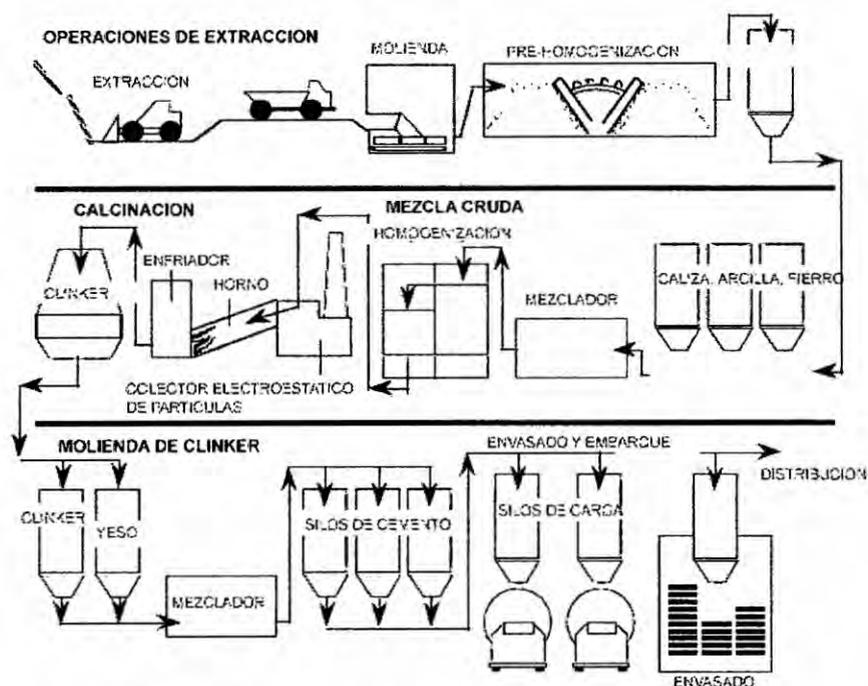
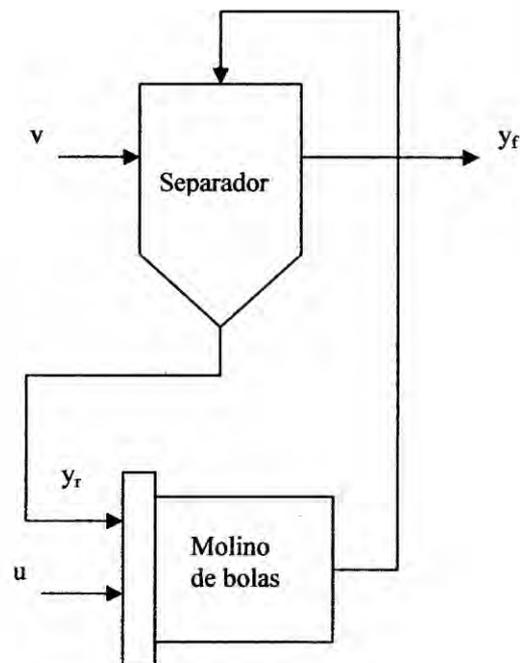


Figura 5.1: Diagrama general del proceso de fabricación de cemento



**Figura 5.2:** Diagrama del circuito de molienda

Si bien el clinker es el material procesado, éste también tiene como variable su dureza ( $d$ ), la cual varía constantemente durante el proceso de molienda entre ciertos valores.

### 5.1.1 Modelo No Lineal

Para iniciar la fase de modelado, previamente veamos algunas notaciones utilizadas en este trabajo:

- $u$  : Caudal de clinker que entra al sistema
- $v$  : Velocidad de rotación del separador
- $y_r$  : Caudal de material de recirculación al molino
- $y_f$  : Caudal de salida del producto final
- $z$  : Carga del clinker dentro del molino

*ds*

En la tabla 5.1 se presentan las notaciones y unidades de cada una de las variables y constantes.

**Tabla 5.1:** Descripción de variables y constantes

Símbolo	Descripción	Unidades
$y_f$	Velocidad del producto	TM/h
$z$	Carga del molino	TM
$y_r$	Velocidad de recirculación	TM/h
$u$	Velocidad de alimentación del clinker	TM/h
$v$	Velocidad de rotación del clinker	RPM
$\alpha$	Función de separación	---
$\varphi$	Función de molienda	TM/h
$T_f$	Constante de tiempo	H
$T_r$	Constante de tiempo	H
$K_{\varphi 1}$	Constante	(TM-h) <sup>-1</sup>
$K_{\varphi 2}$	Constante	h <sup>-1</sup>
$K_{\alpha}$	Constante	(TM/h) <sup>m</sup> (RPM) <sup>n</sup>
$d$	Dureza $\leq 1$	---
$m$	Exponente	---
$n$	Exponente	---

*del*

Debido a que tenemos maquinaria que realiza una determinada función, para poder simular su operación se han definido las siguientes funciones:

- El molino tiene una función  $\varphi(z, d)$  la cual es el flujo de salida de material del molino.
- El separador tiene una función de separación  $\alpha(z, v, d)$  cuyo coeficiente multiplica a  $\varphi$ , así el material que recircula al molino es  $\alpha\varphi$ .

Asimismo, debido a que se va a analizar el comportamiento dinámico en tiempo discreto, y el diseño posterior de las estrategias de control, usaremos la siguiente definición de la derivada para nuestro proceso:

$$\Delta x = \frac{x(kT + T) - x(kT)}{T}$$

Si bien la forma de analizar el comportamiento del sistema es básica, no son así las funciones de transferencia de las máquinas, las cuales son altamente no lineales.

El modelo consiste en tres ecuaciones diferenciales altamente no lineales, las cuales explican la evolución de los tres estados, de tal manera que si observamos la figura 5.2, podemos definir la variación del caudal del producto final  $y_f$  durante un tiempo  $T_f$ , como:

$$T_f \dot{y}_f = \varphi(z, d) - \alpha(v)\varphi(z, d) - y_f \quad (5.1)$$

$$T_r \dot{y}_r = \alpha(v)\varphi(z, d) - y_r \quad (5.2)$$

$$\dot{z} = -\varphi(z, d) + y_r + u \quad (5.3)$$

Siendo:

$$\varphi(z, d) = -d K_{\varphi 1} z^2 + K_{\varphi 2} z \quad (5.4)$$

$$\alpha(v) = \frac{\varphi(z, d)^m v^n}{(K_\alpha + \varphi(z, d)^m v^n)} \quad (5.5)$$

*des*

Reemplazando (4.4) en (4.5) se obtiene:

$$\alpha(v) = \frac{(-d K_{\varphi 1} z^2 + K_{\varphi 2} z)^m v^n}{(K_{\alpha} + (-d K_{\varphi 1} z^2 + K_{\varphi 2} z)^m v^n)} \quad (5.6)$$

Considerando las siguientes ecuaciones de estado y de control:

$$x_1 = y_f ; \quad u_1 = u$$

$$x_2 = y_r ; \quad u_2 = v$$

$$x_3 = z$$

las ecuaciones (4.1) a (4.3) se pueden reescribir así:

$$\dot{x}_1 = \dot{y}_f = \frac{\varphi(x_3, d) - \alpha(u_2)\varphi(x_3, d) - x_1}{T_f} \quad \dots\dots\dots f_1(x, u) \quad (5.7)$$

$$\dot{x}_2 = \dot{y}_r = \frac{\alpha(u_2)\varphi(x_3, d) - x_2}{T_r} \quad \dots\dots\dots f_2(x, u) \quad (5.8)$$

$$\dot{x}_3 = \dot{z} = -\varphi(x_3, d) + x_2 + u_1 \quad \dots\dots\dots f_3(x, u) \quad (5.9)$$

y las ecuaciones de salida a considerar, son:

$$y_1 = x_1 \quad \dots\dots\dots h_1(x, u) \quad (5.10)$$

$$y_2 = x_2 \quad \dots\dots\dots h_2(x, u) \quad (5.11)$$

### 5.1.2 Modelo Linealizado

El proceso de linealización requiere conocer las señales de control en el punto de equilibrio, que permitirán determinar las variables de estado en dichos puntos de equilibrio u de operación. Para nuestro proceso, se han considerado las siguientes variables de estado y de control en el punto de equilibrio u operación (Ogata, 1996), (Rojas, 2001):

$$\bar{x}_1 = 100; \quad \bar{x}_2 = 10; \quad \bar{x}_3 = 50; \quad \bar{u}_1 = \bar{u}_2 = 100$$

*des*

Las matrices jacobianas A, B, C, y D obtenidas alrededor de los puntos de operación son:

$$A = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \frac{\partial f_1}{\partial x_3} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \frac{\partial f_2}{\partial x_3} \\ \frac{\partial f_3}{\partial x_1} & \frac{\partial f_3}{\partial x_2} & \frac{\partial f_3}{\partial x_3} \end{pmatrix}_{\bar{x}, \bar{u}} = \begin{pmatrix} -\frac{1}{T_f} & 0 & \frac{(1-\alpha)\varphi_z}{T_f} \\ 0 & -\frac{1}{T_r} & \frac{\alpha\varphi_z}{T_r} \\ 0 & 1 & -\varphi_z \end{pmatrix}_{\bar{x}, \bar{u}}$$

$$\Rightarrow A = \begin{pmatrix} -3.3333 & 0 & 12.4146 \\ 0 & -100 & 161.5632 \\ 0 & 1 & -5.34 \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial u_1} & \frac{\partial f_1}{\partial u_2} \\ \frac{\partial f_2}{\partial u_1} & \frac{\partial f_2}{\partial u_2} \\ \frac{\partial f_3}{\partial u_1} & \frac{\partial f_3}{\partial u_2} \end{pmatrix}_{\bar{x}, \bar{u}} = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{\alpha_v \varphi}{T_f} \\ 0 & \frac{\alpha_v \varphi}{T_r} \\ 1 & 0 \end{pmatrix}_{\bar{x}, \bar{u}} = \begin{pmatrix} 0 & -15.3619 \\ 0 & 460.8559 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}; \quad D = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Siendo:

$$\varphi_z = -2dK_{\varphi 1}x_3 + K_{\varphi 2}$$

$$\alpha_v = \frac{K_{\alpha} n \varphi^m u_2^{n-1}}{(K_{\alpha} + \varphi^m u_2^n)^2}$$

### 5.1.3 Discretización del Modelo

Para efectos de diseño en tiempo discreto, necesitamos discretizar el modelo. Dicha discretización puede ser exacta u aproximada; y en nuestro caso, usaremos el método aproximado, que nos dará buenos resultados si el periodo de muestreo es muy pequeño. Esta tarea es fácil de simularlo e implementarlo mediante computadores digitales actuales.

*Aut*

Las matrices discretas del proceso vienen dadas por:

$$G = I + TA; \quad H = TB; \quad C_d = C; \quad D_d = D$$

Y las ecuaciones de estado y de salida discretas vienen dadas por:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Gx(k) + Hu(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned}$$

Para el proceso en estudio, consideraremos un periodo de muestreo de 1 minuto, con lo que se obtiene:

$$\begin{pmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9460 & 0.0010 & 0.1935 \\ 0 & 0.1966 & 1.2480 \\ 0 & 0.0077 & 0.9278 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0.0016 & -0.2461 \\ 0.0134 & 3.7642 \\ 0.0160 & 0.0383 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{pmatrix}$$

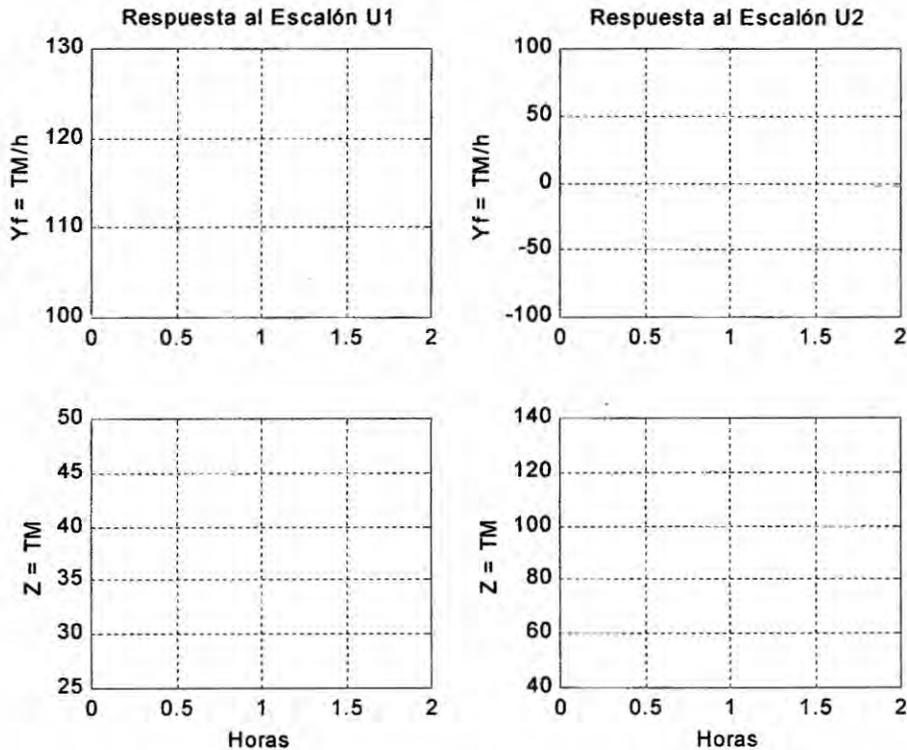
que en forma compacta, tiene la siguiente forma:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Gx(k) + Hu(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) \end{aligned}$$

#### 5.1.4 Simulación del Modelo Discreto

Haciendo uso del programa en Matlab, denominado *CementoLineal.m* presentado en el Apéndice A, la respuesta del modelo linealizado en tiempo discreto, ante entradas escalón (lazo abierto), se muestran en la figura 5.3, en la que se puede mostrar cuatro gráficos, que indican el acoplamiento que existe entre las variables de estado y las señales de control actuantes en el proceso. Un sistema desacoplado, que sería lo más deseado, consistiría en que la señal de control  $u_1$  afecte solo a la salida  $y_1$  ( $y_f$ ), y la señal de control  $u_2$  afecte tan solo a la carga de clinker en el molino ( $y_2$  ó  $z$ ); sin embargo  $u_1$  afecta también en menor medida a  $y_2$ , y  $u_2$  afecta también a  $y_1$  en menor medida. Si a este modelo quisiéramos aplicar estrategias de control clásico tales como el Control PI o PID, tendríamos que desacoplar el modelo, o efectuar un desacoplamiento en lazo cerrado. Las

estrategias de control avanzado que usamos en este trabajo, no necesitan realizar ningún desacoplamiento del modelo, ya que ellas son tan potentes que permiten realizar un control uno a uno sobre las variables de interés; es decir la salida  $y_1$  seguirá a una referencia  $r_1$ , y la salida  $y_2$  seguirá a una referencia  $r_2$ .



**Figura 5.3:** Respuesta del Caudal de salida ( $Y_f$ ) y de la carga del molino ( $z$ ) ante una entrada escalón

## 5.2 Control Óptimo Cuadrático

### 5.2.1 ¿Porqué Control Optimo?

El Control Optimo comparado a otras técnicas de Control, como por ejemplo el Control PID, Localización de Polos, entre otras, tiene la ventaja de optimizar el resultado de la respuesta del controlador sobre la planta; implicando la utilización de una función de costo  $J$ , que al minimizarla, obtendremos una ley de control óptima  $u$ . En la mayoría de los casos, sin embargo, la búsqueda de la función de costo involucra procedimientos de error y corrección; esto significa que no siempre

*Jes*

podremos estar seguros acerca de la forma exacta que debería poseer la función de costo. Es importante indicar que un sistema de control que es óptimo bajo un índice de desempeño es, en general, no óptimo bajo otra función de costo o índice de desempeño (Ogata, 1996), (Rojas, 2001).

La solución de un problema de control óptimo consiste en determinar el vector de control óptimo  $u(k)$  que depende de:

- a) La naturaleza de la función de costo
- b) La naturaleza de las restricciones
- c) El estado inicial o la salida inicial
- d) El estado deseado o salida deseada

En general, una solución analítica es muy complicada, por lo que debe usarse la computadora. En tal sentido podemos decir que el diseño de sistemas de control óptimo es fundamentalmente un problema computacional.

Para sistemas de control discretos, la función de costo generalmente posee la forma siguiente:

$$J = \sum_{k=0}^N L(x(k), r(k), u(k)) \quad (5.12)$$

donde:

$k$  = tiempo discreto;  $N$  = tiempo discreto final;  $\mathbf{x}(k)$  = vector de estado;

$\mathbf{r}(k)$  = vector de referencia;  $\mathbf{u}(k)$  = vector de control óptimo (denominada también fuerza o señal de control).

Para aplicaciones prácticas, el vector de control  $\mathbf{u}$  debe estar siempre acotado.

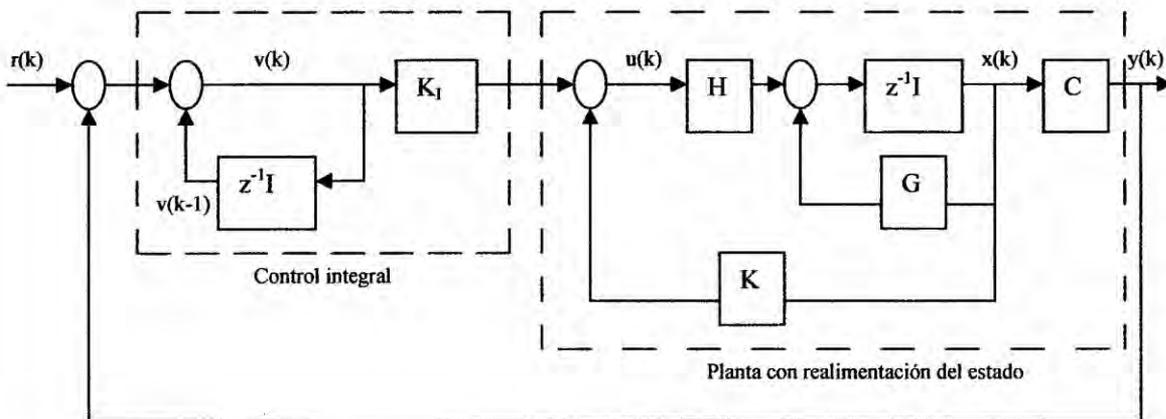
## 5.2.2 Diseño del Controlador Óptimo Proporcional Integral

En este trabajo tocaremos exclusivamente el Control Óptimo Cuadrático Discreto Estacionario, en el que **la dinámica de control evoluciona hasta un tiempo  $N$  infinito**, por consiguiente, la ganancia  $K(k)$  en una matriz constante  $K$ .

**Función de costo estacionario:**

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{\infty} [x^T(k) Q x(k) + u^T(k) R u(k)] \quad (5.13)$$

La figura 5.4 muestra el esquema del controlador en estudio.



**Figura 5.4:** Controlador óptimo proporcional integral

**Ecuaciones de estado y de salida del proceso:**

$$x(k+1) = Gx(k) + Hu(k); \quad (5.14)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (5.15)$$

**Ley de control:**

$$u(k) = -K x(k) + K_I v(k) \quad (5.16)$$

**Matriz de ganancia del controlador:**

$$K = [K_1 \quad K_2 \quad \dots \quad K_n] \quad (5.17)$$

**Ecuación para el integrador:**

$$v(k) = v(k-1) + r(k) - y(k) \quad (5.18)$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow v(k+1) &= v(k) + r(k+1) - y(k+1) \\ &= v(k) + r(k+1) - C[Gx(k) + Hu(k)] \\ &= (1 - CHK_1)v(k) + (-CG + CHK)x(k) + r(k+1) \end{aligned} \quad (5.19)$$

empleando las ecuaciones las ecuaciones (5.14) y (5.16) obtenemos:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Gx(k) + H[-Kx(k) + K_1v(k)] \\ &= (G - HK)x(k) + HK_1v(k) \end{aligned} \quad (5.20)$$

y de las ecuaciones (5.19), (5.20) y (5.15) deducimos:

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ v(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G - HK & HK_1 \\ -CG + CHK & 1 - CHK_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ v(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} r(k+1) \quad (5.21)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ v(k) \end{bmatrix} \quad (5.22)$$

En estado estacionario ( $k \rightarrow \infty$ ), los valores de  $x(k)$ ,  $u(k)$  y  $v(k)$  toman valores  $x(\infty)$ ,  $u(\infty)$  y  $v(\infty)$ . Entonces la ecuación (5.21) se convierte en:

$$\begin{bmatrix} x(\infty) \\ v(\infty) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G - HK & HK_1 \\ -CG + CHK & 1 - CHK_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(\infty) \\ v(\infty) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ r \end{bmatrix} \quad (5.23)$$

Si se efectúa la siguiente asignación:

$$x(k) - x(\infty) = x_e(k) \quad (5.24)$$

$$v(k) - v(\infty) = v_e(k) \quad (5.25)$$

y se resta la ecuación (5.23) de (5.21) y se usa las relaciones (5.24) y (5.25) se obtiene:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} x_e(k+1) \\ v_e(k+1) \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} G - HK & HK_1 \\ -CG + CHK & 1 - CHK_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e(k) \\ v_e(k) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} G & 0 \\ -CG & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e(k) \\ v_e(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K \\ -CH \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -K & K_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e(k) \\ v_e(k) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (5.26)$$

que finalmente se reescribe como:

$$\xi(k+1) = \tilde{G}\xi(k) + \tilde{H}\omega(k) \quad (5.27)$$

donde :

$$\omega(k) = -\tilde{K}\xi(k); \quad \xi(k) = \begin{bmatrix} x_e(k) \\ v_e(k) \end{bmatrix}; \quad \tilde{G}(k) = \begin{bmatrix} G & 0 \\ -CG & I \end{bmatrix}$$

$$\tilde{H}(k) = \begin{bmatrix} H \\ -CH \end{bmatrix}; \quad \tilde{K}(k) = [K \quad -K_I]$$

La ecuación de Riccati y la ecuación de ganancia del controlador  $\tilde{K}$  son:

$$\tilde{P} = \tilde{Q} + \tilde{G}^T \tilde{P} \tilde{G} - \tilde{G}^T \tilde{P} \tilde{H} [\tilde{R} + \tilde{H}^T \tilde{P} \tilde{H}]^{-1} \tilde{H}^T \tilde{P} \tilde{G} \quad (5.28)$$

$$\tilde{K} = [\tilde{R} + \tilde{H}^T \tilde{P} \tilde{H}]^{-1} \tilde{H}^T \tilde{P} \tilde{G} \quad (5.29)$$

Para el proceso de molienda, las matrices  $\tilde{G}$  y  $\tilde{H}$  son:

$$\tilde{G} = \begin{bmatrix} 0.9460 & 0.0010 & 0.1935 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1966 & 1.2480 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0077 & 0.9278 & 0 & 0 \\ -0.9460 & -0.0010 & -0.1935 & 1 & 0 \\ 0 & -0.0077 & -0.9278 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\tilde{H} = \begin{bmatrix} 0.0016 & -0.2461 \\ 0.0134 & 3.7642 \\ 0.0160 & 0.0383 \\ -0.0016 & 0.2461 \\ -0.0160 & -0.0383 \end{bmatrix}$$

Para determinar la matriz de ganancia  $\tilde{K}$  del controlador de realimentación, seleccionamos las matrices de ponderación  $\tilde{Q}$  y  $R$ .

$$\tilde{Q} = \begin{bmatrix} 50 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 50 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 25 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 25 \end{bmatrix} \quad ; \quad R = \begin{bmatrix} 800 & 0 \\ 0 & 800 \end{bmatrix}$$

Luego tenemos que hallar la matriz  $\tilde{P}$  por medio de la siguiente ecuación recursiva de Riccati:

$$\tilde{P}(k+1) = \tilde{Q} + \tilde{G}^T \tilde{P}(k) \tilde{G} - \tilde{G}^T \tilde{P}(k) \tilde{H} [\tilde{R} + \tilde{H}^T \tilde{P}(k) \tilde{H}]^{-1} \tilde{H}^T \tilde{P}(k) \tilde{G}$$

obteniéndose:

$$\tilde{P} = \begin{bmatrix} 19200 & 570 & 54850 & -1890 & -1490 \\ 570 & 70 & 1900 & -50 & -60 \\ 54850 & 1900 & 189940 & -4600 & -6750 \\ -1890 & -50 & -4600 & 310 & 160 \\ -1490 & -60 & -6750 & 160 & 630 \end{bmatrix}$$

Obtenida la matriz  $\tilde{P}$ , procedemos a hallar la matriz  $\tilde{K}$  de realimentación :

$$\tilde{K} = [R + \tilde{H}^T P \tilde{H}]^{-1} \tilde{H}^T \tilde{P} \tilde{G} = [K - K_I]$$

Obteniéndose:

$$\tilde{K} = \begin{bmatrix} 1.1351 & 0.0394 & 3.9603 & -0.0944 & -0.1419 \\ -0.5778 & 0.0207 & 0.0853 & 0.0990 & -0.0654 \end{bmatrix}$$

Donde:

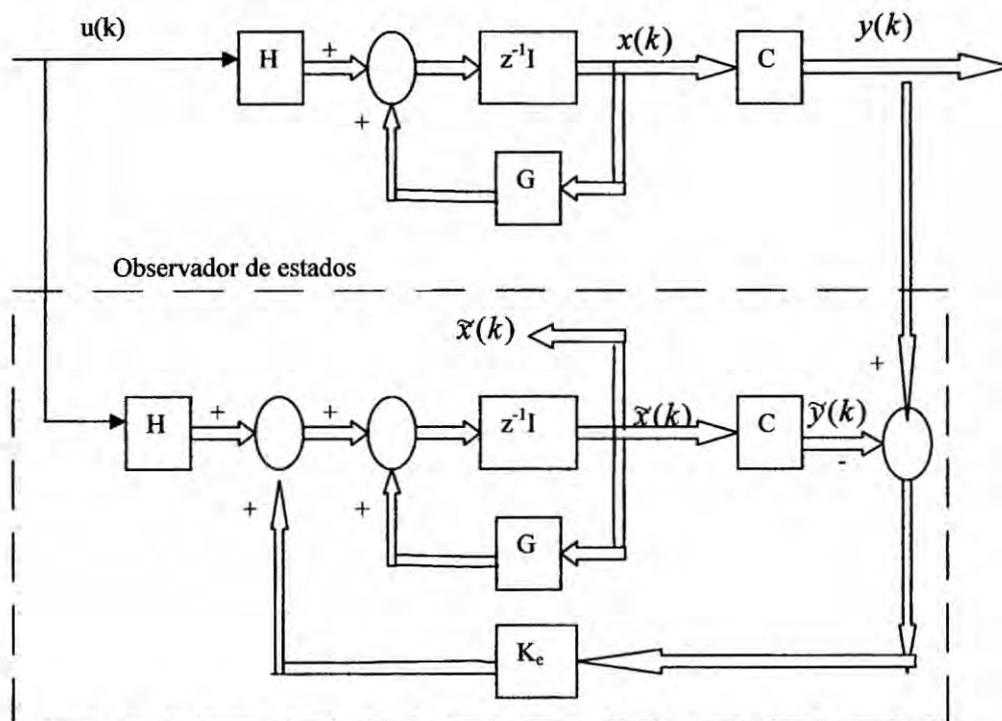
$$K = \begin{bmatrix} 1.1351 & 0.0394 & 3.9603 \\ -0.5778 & 0.0207 & 0.0853 \end{bmatrix} \quad ; \quad K_I = \begin{bmatrix} 0.0944 & 0.1419 \\ -0.0990 & 0.0654 \end{bmatrix}$$

Hasta aquí se ha supuesto que todas las variables de estado están disponibles; sin embargo eso no es cierto, ya que, a lo sumo se pueden disponer de algunos sensores, pero no de todos; por lo que se hace necesario el diseño de observadores o estimadores de estado, que a continuación se aborda.

### 5.2.3 Diseño del Observador Óptimo Cuadrático

Cuando tan sólo se pueden medir en forma directa algunas de las variables del vector de estado, entonces es necesario estimar dicho vector de estado  $x(k)$ , es decir obtener un vector de estado estimado  $\hat{x}(k)$ . En el diseño del estimador u observador de estados discreto se calcula su matriz de ganancia  $K_e$ , que permite la obtención de la señal de control  $u(k)$ . En un sistema práctico es necesario observar o estimar las variables de estado no medibles a partir de las variables de salida y las

de control. En la figura 5.5 se muestra el diagrama de bloques del observador de estados discreto, donde:



**Figura 5.5:** Diagrama de bloques del observador de estados.

**Ke** : Matriz de ganancia de realimentación del observador con dimensión  $n \times m$ .

**C** : Matriz de salida de dimensión  $m \times n$ .

$\hat{x}(k)$ : Vector de estado estimado de dimensión  $n$ .

$\hat{y}(k)$ : Vector de salida estimado de dimensión  $m$ .

de donde se pueden escribir las siguientes ecuaciones del proceso

$$x(k+1) = Gx(k) + Hu(k) \quad (5.30)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (5.31)$$

y del observador

$$\begin{aligned} \tilde{x}(k+1) &= G\tilde{x}(k) + Hu(k) + K_e[y(k) - \tilde{y}(k)] \\ &= G\tilde{x}(k) + Hu(k) + K_e[y(k) - C\tilde{x}(k)] \end{aligned} \quad (5.32)$$

Al observador o estimador de estados se le denomina también observador de predicción porque el estimado  $\hat{x}(k+1)$  está un período de muestreo delante de la medición  $y(k)$ .

**Ecuación de error del observador:**

Restando la ecuación (5.32) de la ecuación (5.30) se obtiene la siguiente ecuación de error del observador:

$$e(k+1) = [G - K_e C]e(k) \quad (5.33)$$

donde

$$e(k) = x(k) - \hat{x}(k) \quad (5.34)$$

**Ecuación característica:**

La estabilidad del observador se determina resolviendo la siguiente ecuación característica:

$$\det[zI - G + K_e C] = 0 \quad (5.35)$$

- Las raíces de la ecuación característica deben posicionarse dentro del círculo unitario para operación satisfactoria del observador.
- $K_e$  debe ser escogida apropiadamente para que el error tienda a cero.
- El proceso debe ser completamente observable, condición que se consigue aplicando el criterio de observabilidad.

**Ecuación de Riccati:**

$$P_e = Q_e + GP_e G^T - GP_e C^T [R_e + CP_e C^T]^{-1} CP_e G^T \quad (5.36)$$

Que en su forma recursiva viene expresada por:

$$P_e(k+1) = Q_e + GP_e(k)G^T - GP_e(k)C^T [R_e + CP_e(k)C^T]^{-1} CP_e(k)G^T \quad (5.37)$$

**Matriz de ganancia  $K_e$ :**

$$K_e = [R_e + CP_e C^T]^{-1} CP_e G^T \quad (5.38)$$

Para nuestro caso, la matriz ganancia del observador obtenido es:

$$K_e = \begin{bmatrix} 0.5854 & 0.0704 & 0.0372 \\ 0.0486 & 0.5440 & 0.4208 \end{bmatrix} \quad (5.39)$$

Los resultados se muestran en la sección 6.1.

### 5.3 Control Adaptivo Autosintonizado

#### 5.3.1 ¿Porqué Control Adaptivo?

La estrategia de **Control Adaptivo** se puede aplicar con buenos resultados en aquellos casos en que el modelo, aun siendo conocido, cambia continuamente por cambiar las condiciones de funcionamiento (Aguado Behar, 2003), (Iserman, 1989). Los sistemas de control adaptivo modifican en tiempo real sus parámetros de acuerdo a las cambiantes propiedades del proceso y de las señales que interactúan sobre dicho proceso.

Este es el caso del proceso de molihda, en el que las cargas al molino pueden variar, de acuerdo a las condiciones de producción; por lo que se hace necesario un sistema de control que capte los efectos de estas, y en función a estas variaciones de parámetros del sistema, el controlador pueda variar consiguientemente sus parámetros, y de esa manera compensar dichos efectos en tiempo real, y lograr un control eficiente. Existen dos tipos principales de control adaptivo: el control adaptivo

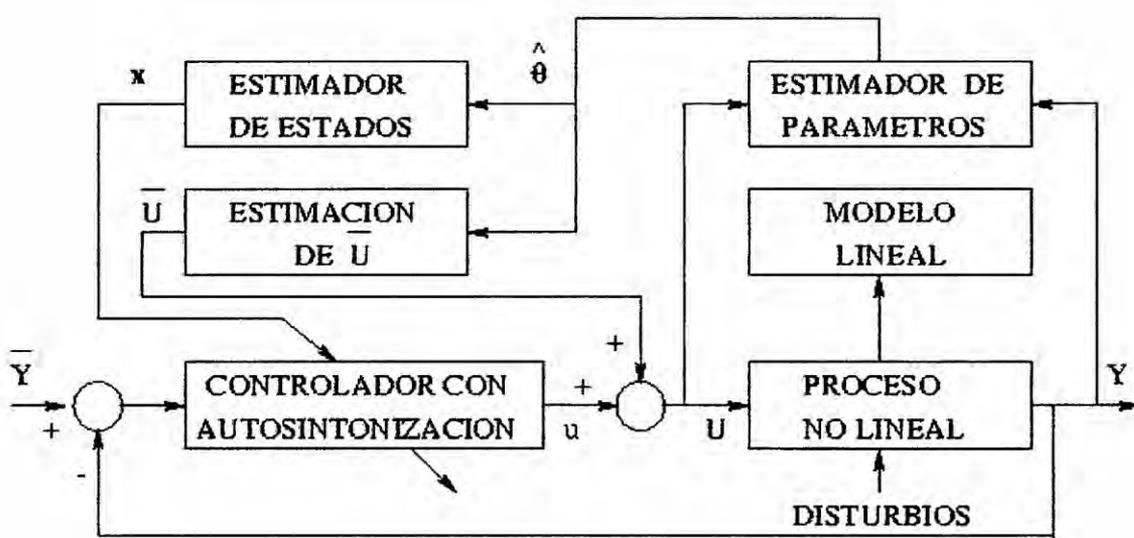
con modelo de referencia (MRAC) y el control adaptivo con autosintonización o autoajustable. Este último es el que trataremos en este trabajo.

Las funciones básicas comunes a la mayoría de los sistemas de control adaptivo son:

1. La identificación de los parámetros desconocidos o la medición de un índice de desempeño o función de costo,
2. La decisión sobre la estrategia de control, y
3. La modificación en línea (on – line) de los parámetros del controlador o de la señal de entrada (de la planta).

De la figura 5.6 podemos observar que consta de varios bloques:

- a) El estimador de parámetros (el RLS: mínimos cuadrados recursivo mejorado),
- b) El estimador de estados (el filtro de Kalman),
- c) Un controlador proporcional integral óptimo cuadrático con realimentación de estados; y
- d) Un modelo lineal del proceso.



**Figura 5.6:** Sistema de Control Adaptivo Autosintonizado

La ley de control  $U$ , permitirá minimizar la diferencia entre la referencia y la salida del proceso. La señal de control  $U$  actuante en el proceso, es la suma de la ley de control de equilibrio  $\bar{U}$  y la ley de control residual  $u$ , expresada como  $U = \bar{U} + u$ .

### 5.3.2 Modelo del proceso

Un proceso dinámico no lineal en tiempo continuo, puede representarse por las siguientes ecuaciones de estado y de salida:

$$\dot{X} = f(X, U(t), v(x, t), t) \quad (5.40)$$

$$Y = h(X, U(t), w(x, t), t) \quad (5.41)$$

donde  $X$  es el vector de estado de orden  $n$ ,  $U(t)$  es la ley de control de orden uno,  $f(\cdot)$  es una función no lineal que puede contener disturbios  $v(\cdot)$  en los estados,  $h(\cdot)$  es una función no lineal que puede contener disturbios  $w(\cdot)$  en la salida.

Linealizando las ecuaciones (4.40) y (4.41) se obtiene el modelo lineal siguiente:

$$\dot{X}(t) = [A + \Delta A]X(t) + [B + \Delta B]U(t) + v(X, t) \quad (5.42)$$

$$Y(t) = [C + \Delta C]X + w(X, t) \quad (5.43)$$

siendo  $A$  la matriz de estado ( $n \times n$ ),  $B$  la matriz de control ( $n \times 1$ ),  $C$  la matriz de salida ( $1 \times n$ ),  $v(X, t)$  es un vector de disturbios de orden  $n$ ,  $w(X, t)$  es un disturbio de orden uno,  $Y(t)$  es la salida del proceso de orden uno, y  $\Delta A$ ,  $\Delta B$ ,  $\Delta C$  son las correspondientes incertidumbres acotadas.

La representación discretizada del proceso lineal continuo, considerando inicialmente nulas las incertidumbre, es la siguiente:

$$X(k+1) = GX(k) + HU(k) \quad (5.44)$$

$$Y(k) = CX(k) \quad (5.45)$$

donde las matrices G y H son de la misma dimensión que las matrices A y B, respectivamente, y k es el índice de tiempo discreto. La representación polinomial de las ecuaciones (5.44) y (5.45) es:

$$A(z^{-1})y(z) = B(z^{-1})u(z) \quad (5.46)$$

con

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_{n-1}z^{n-1} + a_nz^{-n} \\ B(z^{-1}) &= b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_{n-1}z^{n-1} + b_nz^{-n} \end{aligned} \quad (5.47)$$

Si usamos las relaciones residuales  $u = U - \bar{U}$ ;  $x = X - \bar{X}$ ;  $y = Y - \bar{Y}$  en las ecuaciones (5.44), (5.45) y (5.46) se obtiene:

$$x(k+1) = Gx(k) + Hu(k) \quad (5.48)$$

$$y(k) = Cx(k) \quad (5.49)$$

$$A(z^{-1})Y(k) = B(z^{-1})U(k) + \zeta \quad (5.50)$$

La constante  $\zeta$  se determina de la ecuación (5.50), haciendo  $z = 1$  (tiempo estacionario), obteniéndose la siguiente relación:

$$\zeta = (1 + a_1 + a_2 + \dots + a_{n-1} + a_n)\bar{Y} - (b_1 + b_2 + \dots + b_{n-1} + b_n)\bar{U} \quad (5.51)$$

Siendo  $\bar{Y}$ ,  $\bar{U}$  la salida y la señal de control en tiempo estacionario, respectivamente.

Por ser el sistema de molienda un sistema tipo MIMO, debemos aplicar el siguiente método para que esté en su forma canónica controlable:

Tenemos la matriz  $C_d$  que es la matriz que se encarga de relacionar los estados del sistema con la salida, asumiendo que  $D_d = 0$ . La matriz, para nuestra aplicación, se divide en dos partes, una para cada salida, tomando la forma:

$$C_d = \begin{bmatrix} C_{d1} \\ C_{d2} \end{bmatrix}$$

Ahora se construye las matrices de observación del sistema para cada salida:

$$O_{d1} = \begin{bmatrix} C_{d1} \\ C_{d1}A_d \\ \vdots \\ C_{d1}A_d^{n-1} \end{bmatrix} ; \quad O_{d2} = \begin{bmatrix} C_{d2} \\ C_{d2}A_d \\ \vdots \\ C_{d2}A_d^{n-1} \end{bmatrix}$$

Obteniéndose:

$$O_{d1} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0 & 0 \\ 0.9460 & 0.0010 & 0.1935 \\ 0.8948 & 0.0026 & 0.3638 \end{bmatrix} ; \quad O_{d2} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1.0000 \\ 0 & 0.0077 & 0.9278 \\ 0 & 0.0087 & 0.8705 \end{bmatrix}$$

Luego se realiza la descomposición singular de valores de las dos matrices de observación  $O_{d1}$  y  $O_{d2}$ . Obteniéndose los valores singulares:

$$svd(O_{d1}) = \begin{bmatrix} 1.6716 \\ 0.2669 \\ 0.0003 \end{bmatrix} ; \quad svd(O_{d2}) = \begin{bmatrix} 1.6182 \\ 0.0072 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Se deben de escoger los mayores valores singulares de cada matriz, de tal forma que su número entre ambas sea igual al grado del sistema completo. En nuestro caso  $n_1 = 2$  y  $n_2 = 1$ , tal que  $n_1 + n_2 = n = 3$

Ahora debemos de construir la matriz de transformación T, que en general tiene la forma:

$$T = \begin{bmatrix} C_{d1} \\ C_{d1}A_d \\ \vdots \\ C_{d1}A_d^{n_1-1} \\ \vdots \\ C_{dr} \\ C_{dr}A_d \\ \vdots \\ C_{dr}A_d^{n_r-1} \end{bmatrix}$$

Es necesario indicar, que se ha hecho un cambio de variables, por ejemplo a G se le está denominando  $A_d$ , a H se le está denominando  $B_d$ , y a C se el denomina  $C_d$ .

Para nuestro caso  $r = 2$  (nuestro sistema tiene 2 salidas), entonces la matriz T toma la forma:

$$T = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0 & 0 \\ 0.9460 & 0.0010 & 0.1935 \\ 0 & 0 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

Ahora se debe transformar, con la matriz de transformación T, el sistema discreto actual a la forma:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{aligned}$$

Las matrices A, B, C se obtienen aplicando la fórmula:

$$A = TA_dT^{-1} ; B = TB_d ; C = C_dT^{-1}$$

Obteniéndose para nuestro caso:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1.0000 & 0 \\ -1.5863 & 2.6229 & 0 \\ -7.2370 & 7.6505 & -0.5525 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0.0016 & -0.2461 \\ 0.0047 & -0.2216 \\ 0.0160 & 0.0383 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Ahora se definen los siguientes valores:

$$m_0 = 0 \quad ; \quad m_i = \sum_{k=1}^i n_k \quad ; \quad i = 1, \dots, r$$

En nuestro caso  $m_0 = 0, m_1 = 2, m_2 = 3$

Ahora debemos construir la nueva matriz A, que tiene la forma general:

$$A = [a_{ij}] = \begin{bmatrix} A_{11} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ A_{21} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{r1} & A_{r2} & A_{r3} & \dots & A_{rr} \end{bmatrix}$$

Donde  $\dim(A_{ij}) = n_i \times n_j$ . Para nuestro caso:

$$A = \begin{bmatrix} A_{11} & 0 \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix}$$

Donde:

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ \alpha_{ij} \end{bmatrix} \quad ; \quad j = i$$

$$A_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1 \\ \alpha_{ij} \end{bmatrix} \quad ; \quad j < i$$

El caso  $i < j$  no se aplica porque la matriz A es triangular inferior.

Ahora para calcular  $\alpha_{ij}$ , debemos aplicar la fórmula:

$$\alpha_{ij} = [a_{m_i(m_{j-1}+1), \dots, a_{m_i, m_j}}] \quad j \leq i$$

*Just*

Aplicándolo nuevamente a nuestro caso :

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \alpha_{11} & \end{bmatrix} ; \quad \alpha_{11} = [a_{21} a_{22}]$$

$$A_{21} = [\alpha_{21}] ; \quad \alpha_{21} = [a_{31} a_{32}]$$

$$A_{22} = [\alpha_{22}] ; \quad \alpha_{22} = [a_{33}]$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1.0000 & 0 \\ -1.5863 & 2.6229 & 0 \\ -7.2370 & 7.6505 & -0.5525 \end{bmatrix}$$

Ahora debemos formar las ecuaciones de diferencia para las salidas, que tienen la forma:

$$y_i(k+n_i) = \sum_{j=1}^i \alpha_{ij} n_j + \sum_{j=0}^{n_i-1} \beta_j^i U(k+j)$$

donde:

$$n_i = \begin{bmatrix} y_i(k) \\ y_i(k+1) \\ \vdots \\ y_i(k+n_i-1) \end{bmatrix} \quad U(k+j) = \begin{bmatrix} u_1(k+j) \\ u_2(k+j) \\ \vdots \\ u_p(k+j) \end{bmatrix}$$

$$p = \text{Nro. Entradas} \quad i = 1, \dots, r$$

$$\beta_j^i = b_{m_i-j} - \sum_{k=1}^i \sum_{f=1}^{n_k-j-1} a_{m_i(m_k-f+1)} b_{m_k-f-j} ; \quad j = 0, \dots, n_i-1$$

Como habíamos calculado antes:

$$B = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.0016 & -0.2461 \\ 0.0047 & -0.2216 \\ 0.0160 & 0.0383 \end{bmatrix}$$

Para nuestro caso:

$$\beta_0^1 = b_2 - a_{22}b_1 \quad ; \quad \beta_1^1 = b_1 \quad ; \quad \beta_0^2 = b_3 - a_{32}b_1$$

Teniendo el sistema SIMO para nuestro caso de la forma:

$$\begin{aligned} y_1(k+2) &= \alpha_{11}\eta_1 + \beta_0^1 U(k) + \beta_1^1 U(k+1) \\ y_2(k+1) &= \alpha_{21}\eta_1 + \alpha_{22}\eta_2 + \beta_0^2 U(k) \end{aligned} \quad (5.52)$$

### 5.3.3 Estimación de Parámetros por el Método de Mínimos Cuadrados

#### Recursivo (RLS)

El método de estimación de parámetros RLS, es un método de estimación o identificación en línea (online) de los parámetros del modelo del proceso (Rojas, 2001), (Sira Ramírez, 2005).

De la figura 5.6 se observa que la ley de control y la salida del proceso para estimar los parámetros son las señales actuales  $U(k)$  e  $Y(k)$ . Para tal propósito, la ecuación (5.50) tomará la siguiente forma:

$$Y(k) = \psi^T(k) \hat{\theta}(k) \quad (5.53)$$

donde el vector de información (o de medición)  $\psi$  contiene la información de los valores presentes y pasados de la entrada  $U$  y de la salida  $Y$ , de la siguiente forma:

$$\psi^T(k) = [Y(k-1) \quad \dots \quad Y(k-n) \quad U(k-1) \quad \dots \quad U(k-n) \quad 1] \quad (5.54)$$

y el vector  $\theta$  contiene los parámetros a ser estimados, es decir:

$$\hat{\theta}(k) = [-\hat{a}_1(k) \quad \dots \quad -\hat{a}_n(k) \quad \hat{b}_1(k) \quad \dots \quad \hat{b}_n(k) \quad \zeta]^T \quad (5.55)$$

### Pasos a seguir en la aplicación del método RLS:

1. Obtener el vector de parámetros inicial  $\hat{\theta}(0)$  usando los parámetros del modelo del proceso.
2. Obtener el valor inicial del parámetro  $\zeta(0)$  empleando la ecuación (4.51), con  $\bar{U} = 0$  e  $\bar{Y}$  (referencia).
3. La matriz de covarianza inicial  $P$  puede tener la forma  $P = \alpha I$ , donde  $I$  es la matriz identidad y  $\alpha \gg 1$ .
4. Tomar nuevas mediciones de  $Y(k)$  y de  $U(k)$  en el proceso, para obtener una nueva ecuación.
5. Calcular el error de estimación:

$$e(k) = Y(k) - \psi^T(k)\hat{\theta}(k)$$

6. Sabiendo que  $P(k) = [\psi^T(k)\psi(k)]^{-1}$ , calcular  $i(k) = P(k)\psi(k)$ .
7. Calcular:

$$\begin{aligned} j(k) &= \psi^T(k)i(k); & \gamma(k) &= i(k)/[\lambda + j(k)] \\ \hat{\theta}(k+1) &= \hat{\theta}(k) + \gamma(k)e(k); & P(k+1) &= [I - \gamma(k)\psi^T(k)]P(k)/\lambda \end{aligned}$$

8. Actualizar  $P(k) = P(k)$  y  $\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k)$ .

En este trabajo se empleó el método de mínimos cuadrados recursivo mejorado.

Como se observa en las ecuaciones de salida del proceso MIMO (múltiple entrada, múltiple salida), este sistema puede tener la forma:

$$\begin{aligned} y_1(k+2) &= \psi_1^T \theta_1 \\ y_2(k+1) &= \psi_2^T \theta_2 \end{aligned}$$

Donde:

$$\psi_1^T = [\eta_1 \quad U(k) \quad U(k+1)] \quad \psi_2^T = [\eta_1 \quad \eta_2 \quad U(k)]$$

$$\theta_1 = [\alpha_{11} \quad \beta_0^1 \quad \beta_1^1]^T$$

$$\theta_2 = [\alpha_2 \quad \alpha_{22} \quad \beta_0^2]^T$$

Para estimar los parámetros  $\theta_i$ , aplicamos el método de los mínimos cuadrados recursivo mejorado (MCRM).

Obtenemos el vector de parámetros inicial:

$$\theta_1(0) = 0.1[\alpha_{11} \quad \beta_0^1 \quad \beta_1^1]^T$$

$$\theta_2(0) = 0.1[\alpha_2 \quad \alpha_{22} \quad \beta_0^2]^T$$

Para nuestro caso, en un tiempo  $k$ , tenemos que los vectores de parámetros tendrán la forma:

$$\theta_1 = [\theta_1(1) \quad \theta_1(2) \quad \theta_1(3) \quad \theta_1(4) \quad \theta_1(5) \quad \theta_1(6)]^T$$

$$\theta_2 = [\theta_2(1) \quad \theta_2(2) \quad \theta_2(3) \quad \theta_2(4) \quad \theta_2(5)]^T$$

Ahora definimos nuestras matrices de covarianza  $P_1$  y  $P_2$  de orden 6 y 5 respectivamente.

$$P_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad ; \quad P_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Y aplicamos el algoritmo MCRM para  $C_{\max} = 70$  y  $C_{\min} = 15$

Ahora que se han estimado los parámetros del sistema, debemos reconstruir la ecuación de estado de la forma:

$$x(k+1) = A_e x(k) + B_e u(k)$$

De donde para cada tiempo  $k$  de iteración, después de estimar los parámetros, tenemos que las matrices reconstruidas se forman así:

Para la matriz  $A_e$ :

$$\alpha_{e11} = \begin{bmatrix} \theta_1(1) \\ \theta_1(2) \end{bmatrix} ; \quad \alpha_{e21} = \begin{bmatrix} \theta_2(1) \\ \theta_2(2) \end{bmatrix} ; \quad \alpha_{e22} = [\theta_2(3)]$$

$$a_{e11} = \begin{bmatrix} 0 & & 1 \\ & \alpha_{e11} & \\ & & \end{bmatrix} ; \quad a_{e21} = [\alpha_{e21}] ; \quad a_{e22} = [\alpha_{e22}]$$

Reemplazando tenemos:

$$A_e = \begin{bmatrix} a_{e11} & 0 \\ a_{e21} & a_{e22} \end{bmatrix}$$

Para la matriz  $B_e$ :

$$\beta_{e1}^1 = [\theta_1(5) \quad \theta_1(6)] ; \quad \beta_{e0}^1 = [\theta_1(3) \quad \theta_1(4)] ; \quad \beta_{e0}^2 = [\theta_1(4) \quad \theta_1(5)]$$

$$b_{e1} = \beta_{e1}^1 ; \quad b_{e2} = \beta_{e0}^1 + a_{e22} b_{e1} ; \quad b_{e3} = \beta_{e0}^2 + a_{e32} b_{e1}$$

Reemplazando tenemos:

$$B_e = \begin{bmatrix} b_{e1} \\ b_{e2} \\ b_{e3} \end{bmatrix}$$

Aparte, sabemos que:  $C_e = C$

### 5.3.4 Estimación de Estados

El modelo nominal del proceso con perturbaciones, puede ser descrito por:

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + v(k) \quad (5.56)$$

$$y(k) = Cx(k) + w(k) \quad (5.57)$$

Usando los elementos del vector de parámetros estimado  $\hat{\theta}(k)$ , se puede reconstruir las matrices estimadas  $\hat{G}(k)$ ,  $\hat{H}(k)$ ,  $\hat{C}(k)$ . El vector de estado estimado  $\hat{x}(k)$  puede ser obtenido empleando el filtro de Kalman, con la siguiente ecuación de observación:

$$\hat{x}(k) = \bar{x}(k) + K_o(k)[y(k) - \hat{C}(k)\bar{x}(k)] \quad (5.58)$$

y la ecuación de actualización de estados será:

$$\bar{x}(k+1) = \hat{G}(k)\hat{x}(k) + \hat{H}(k)u(k) \quad (5.59)$$

La matriz de ganancia  $K_o(k)$  de la ecuación (5.58) se calcula de:

$$K_o(k) = P_o(k)\hat{C}^T(k) \left[ \hat{C}(k)P_o(k)\hat{C}^T(k) + R_o \right]^{-1} \quad (5.60)$$

donde  $P_o(k)$  es una matriz definida positiva, solución única de la ecuación matricial discreta de Riccati:

$$P_o(k+1) = Q_o + \hat{G}^T(k)P_o(k)\hat{G}(k) - \hat{G}^T(k)K_o(k)\hat{C}(k)P_o(k)\hat{G}(k) \quad (5.61)$$

donde  $Q_o$  y  $R_o$  son matrices de covarianza definidas positivas correspondiente a los disturbios  $v$  y  $w$ , respectivamente.

### **Pasos en el diseño del estimador de estados para nuestro sistema:**

1. Asumir matrices de covarianza  $Q_o$  y  $R_o$ , que en nuestro caso asumiremos:

$$Q_o = 3 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix}; \quad R_o = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

2. Resolver la ecuación de Riccati dada por (5.61) en forma recursiva, asumiendo una condición inicial para la matriz de Riccati  $P$ .
3. Determinar la ganancia matricial del Estimador Filtro de Kalman  $K$ .

### 5.3.5 Diseño del Controlador Optimo Proporcional Integral

Como controlador propiamente dicho, usaremos un Controlador Optimo Proporcional Integral Cuadrático, que nos permite obtener una ley de control óptima  $u$  como resultado de la minimización de la función de costo:

$$J = \sum_{k=0}^{\infty} [x^T(k)Qx(k) + u^2(k)R] \quad (5.62)$$

donde la matriz  $Q = Q^T$  es semidefinida positiva y la matriz  $R$  es definida positiva.

La ventaja de usar este algoritmo, es que al considerar la acción integral en el controlador, podemos mejorar su rendimiento, al permitirnos obtener un error estacionario nulo, es decir, lograr un perfecto seguimiento a una consigna o referencia.

Por consiguiente, la representación en el espacio de estado del sistema aumentado (por la acción integral) es:

$$x^a(k+1) = G^a x^a(k) + H^a u(k) \quad (5.63)$$

$$y(k) = C^a x^a(k) \quad (5.64)$$

donde:

$$\begin{aligned} x^a(k) &= \begin{pmatrix} x(k) \\ z(k) \end{pmatrix}; & G^a(k) &= \begin{pmatrix} G & 0 \\ -C & 1 \end{pmatrix} \\ H^a &= \begin{pmatrix} H \\ 0 \end{pmatrix}; & C^a &= (C \ 0) \end{aligned} \quad (5.65)$$

La matriz de ganancia  $K^a$  se obtiene de:

$$K^a = (R + [H^a]^T P^a H^a)^{-1} [H^a]^T P^a G^a \quad (5.66)$$

donde  $P^a$  es la única matriz definida positiva solución de la ecuación matricial discreta asociada de Riccati:

$$P^a = Q^a + [G^a]^T P^a G^a - [G^a]^T P^a H^a K^a \quad (5.67)$$

### Pasos en el diseño del Controlador Óptimo Proporcional Integral para nuestro sistema:

Las matrices A, B y C serán reemplazadas por las matrices estimadas  $A_e, B_e$  y  $C_e$  debido a que estamos agregando integradores a nuestro sistema, obteniéndose de esta manera las matrices aumentadas:

$$A^a = \begin{bmatrix} 0 & 1.0000 & 0 & 0 & 0 \\ 0.2162 & 0.6362 & 0 & 0 & 0 \\ -0.6485 & 0.8131 & -0.0222 & 0 & 0 \\ 0 & -1.0000 & 0 & 1 & 0 \\ 0.6485 & -0.8131 & 0.0222 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B^a = \begin{bmatrix} 0.0275 & -0.0256 \\ 0.0448 & 0.0250 \\ 0.1035 & 0.1828 \\ -0.0275 & 0.0256 \\ -0.1035 & -0.1828 \end{bmatrix}$$

1. Asumir matrices de ponderación  $Q^a$  y  $R$ , que en nuestro caso asumiremos:

$$Q^a = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.001 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.06 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.06 \end{bmatrix}$$

$$R = \begin{bmatrix} 61 & 0 \\ 0 & 61 \end{bmatrix}$$

Como se puede observar, en  $Q^a$  se ha dado mayor peso al factor de error integral de ambas salidas y se ha dado menor peso a la medición de la carga del molino, por la misma razón explicada antes. Respecto a R, se le ha dado

mayor peso a las entradas del proceso, de tal manera que sean determinantes en el control del mismo.

2. Resolver la ecuación de Riccati dada por (5.67) en forma recursiva, asumiendo una condición inicial.
3. Determinar la ganancia matricial del controlador  $K^a = [K - K_I]$ , usando para ello la matriz de Riccati en tiempo estacionario.

$$K^a = \begin{bmatrix} 0.0428 & 0.2042 & -0.0000 & -0.0311 & -0.0018 \\ -0.0158 & 0.0189 & -0.0007 & 0.0019 & -0.0312 \end{bmatrix}$$

Con:

$$K = \begin{bmatrix} 0.0428 & 0.2042 & -0.0000 \\ -0.0158 & 0.0189 & -0.0007 \end{bmatrix}; \quad K_I = \begin{bmatrix} 0.0311 & 0.0018 \\ -0.0019 & 0.0312 \end{bmatrix}$$

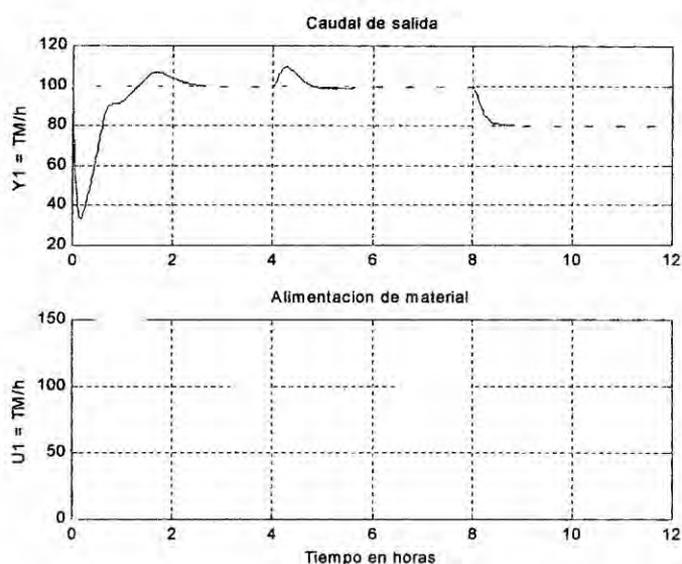
Los resultados se muestran en la sección 6.2.



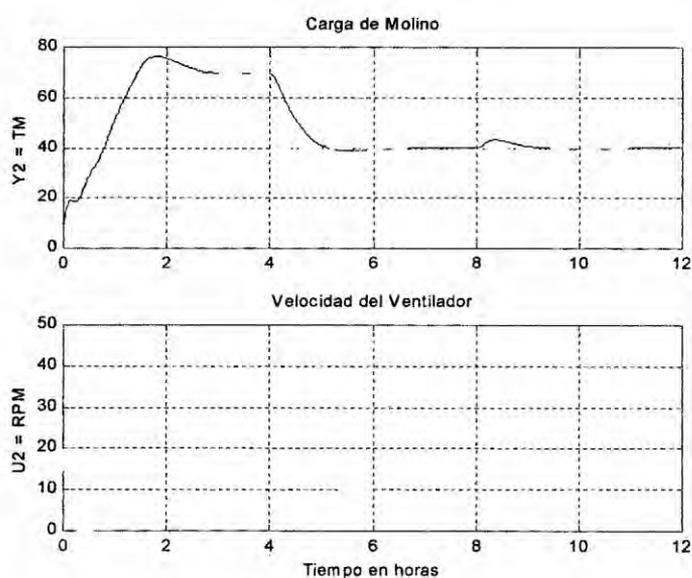
## VI RESULTADOS

### 6.1 Resultados del Sistema de Control Optimo Proporcional Integral

Haciendo uso del programa en Matlab denominado *OptimoFinal.m*, presentadas en el Apéndice B, las respuestas del sistema de Control Optimo Proporcional Integral con Observador de estados, se muestran en las figuras 6.1 y 6.2.



**Figura 6.1:** Caudal de salida y la correspondiente alimentación del material.

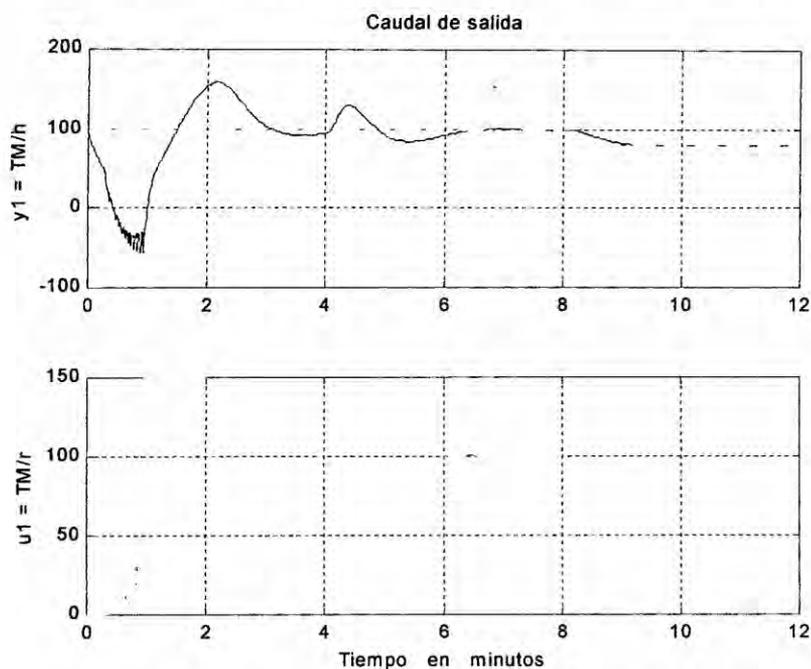


**Figura 6.2:** Carga del molino y la correspondiente velocidad del ventilador

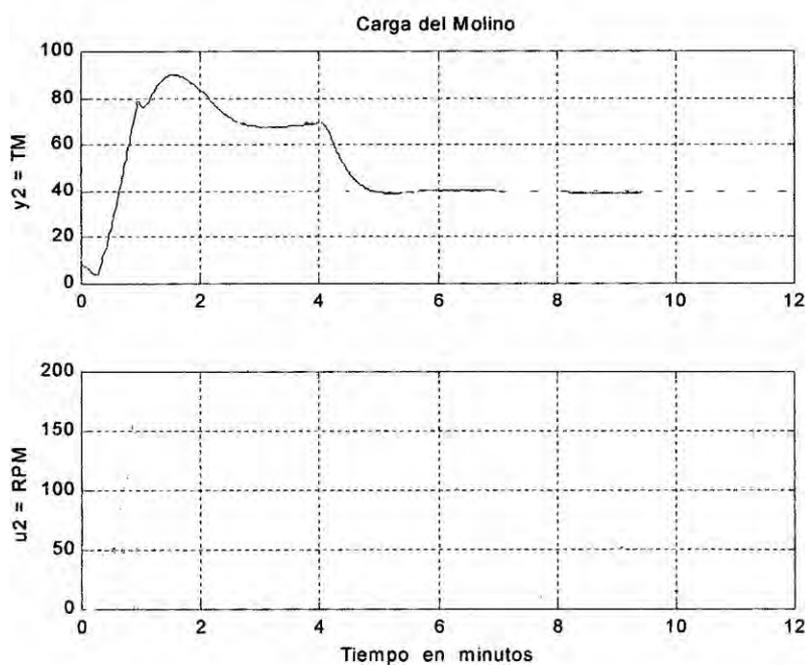
*Aut*

## 6.2 Resultados del Sistema de Control Adaptivo Autosintonizado

Mediante el programa *AdaptivoFinal.m*, los resultados del Control Adaptivo autosintonizado, para nuestro proceso, se muestran en las figuras 6.3 y 6.4.



**Figura 6.3:** Caudal de salida y la correspondiente alimentación del material.



**Figura 6.4:** Carga del molino y la correspondiente velocidad del ventilador

*Jul*

Estos resultados gráficos nos indican, que de los dos métodos diseñados, el primero (Control Optimo Proporcional Integral) es el adecuado para nuestro proceso, ya que cumple con la hipótesis planteada en el trabajo. En la tabla 6.1 se presenta un resumen de los resultados aplicando las dos estrategias de control avanzado usados.

**Tabla 6.1:** Resumen de resultados de las dos técnicas de control automático

<b>COMPORTAMIENTO</b>	<b>CONTROL OPTIMO</b>	<b>CONTROL ADAPTIVO</b>
<b>CAUDAL DE SALIDA (<math>Y_1</math>)</b>	Sobrepico = 9% $t_s = 2h$ y media	Sobrepico = 60% $t_s = 3h$
<b>ALIMENTACION DEL MATERIAL (<math>U_1</math>)</b>	150 TM/h en el transitorio	150 TM/h en el transitorio
<b>CARGA DEL MOLINO (<math>Y_2</math>)</b>	Sobrepico = 7% $t_s = 3h$	Sobrepico = 28.57% $t_s = 3h$
<b>VELOCIDAD DEL VENTILADOR (<math>v</math>)</b>	40 RPM	175 RPM

*Jes*

## VII. DISCUSION

### 7.1 Comparación de resultados

De los resultados mostrados en la sección VI, se puede observar que en el método de Control Optimo Proporcional Integral se obtiene un sobrepico de aproximadamente 9% con un tiempo de establecimiento de 2 horas y media para el caudal de salida, y un sobrepico de aproximadamente 7% para la carga del molino; y para el método de Control Adaptivo Autosintonizado se obtiene un sobrepico de 60% para el caudal de salida con un tiempo de establecimiento de 3 horas, y un sobrepico de 28.57% para la carga del molino. Estos resultados nos indican, que de los dos métodos, el primero (Control Optimo) es el adecuado para nuestro proceso, ya que cumple con la hipótesis planteada en el trabajo, el cual paso a anotar:

***“La aplicación de estrategias de Control Avanzado permitirán mantener las salidas del proceso de molienda de cemento a niveles de referencia deseados, con sobrepicos moderados y tiempos de establecimiento razonables”.***

### 7.2 Conclusiones y recomendaciones

Podemos entonces concluir que sí es posible usar estrategias de control avanzado para obtener rendimientos óptimos en el control del caudal de salida, y en la carga de clinker al molino.

Finalmente podemos sugerir que para trabajos futuros se utilicen otros algoritmos que no necesitan del modelo del proceso; sino se basan en la experiencia del experto, esto es, usar estrategias de Control Fuzzy y Control Neuronal.

## VIII. REFERENCIAS

Aguado Behar, Alberto. *Identificación y Control Adaptativo*, Madrid: Pearson Educación, S. A., 2003.

Chávez del Valle, Francisco Javier. *Análisis de Ciclo de Vida del Concreto en México*: Instituto tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, 2005.

Isermann, Rolf. *Digital Control Systems*, Volume 1, Germany: Springer Verlag, segunda edición, , 1989.

I. M. Sobrini, C. Martín, B. Gaité. *Evaluación de impacto ambiental de una molienda de clínker y fábrica de cemento, por el método de escenarios comparados*, Informes de la Construcción, Vol 58, 504, 19-27, Octubre-Diciembre 2006, ISSN: 0020-0883.

Joshi, Satish Vasudev. *Comprehensive product life-cycle analysis using input output techniques*, Carnegie Mellon University, 1988.

Ogata, Katsuhiko. *Sistemas de Control en Tiempo Discreto*. Prentice Hall Hispanoamericana, 1996.

Rojas Moreno, Arturo. *Control Avanzado-Diseño y Aplicaciones en Tiempo Real*. Publicación Independiente, 2001.

Shekharan, Raja A. *Modeling pavement deterioration by regresión and artificial neural networks*, the University of Mississippi, 1996.

Sira Ramírez, Herbert. *Control de Sistemas No Lineales*, Madrid: Pearson Educación, S. A., 2005.



## APENDICE A

### Programa en Matlab de Simulación del Proceso de Molienda (Lazo Abierto)

(Autoría propia)

```

%
*****
% CementoLineal.m
% LINEALIZACION Y DISCRETIZACION DEL PROCESO DE MOLIENDA DE CEMENTO
%
*****
clear all;
% Definicion de constantes del proceso
m=0.8; n=4; kp1=0.1116; %(T*h)^(-1)
kp2=16.50; %h^(-1)
Tf=0.3; %h
Tr=0.01; %h
d=1;
ka=570^m*170^n*(570/450-1); %(t/h)^m*(rpm)^n
N = 12*60;
%
*****
% SELECCION DE LAS VARIABLES DE ESTADO
% x1 = Yf; x2 = Yr; x3 = z
% SELECCION DE LAS ENTRADAS
% u1 = u; u2 = v;
% SELECCION DE SALIDAS
% y1 = Yf; y2 = z;
%
*****
% PUNTOS DE OPERACION PARA LA LINEALIZACION
x1d = 100; x2d = 10; x3d = 50;
ud1 = 100;
ud2 = 100;
%z(1)<=0.9*(kp2/(2*d*kp1)); %para que el sistema sea estable

% restricciones para el sistema real
UMAX=150;
VMAX=800;

% DEFINICION DE FUNCIONES
phi=-d*kp1*x3d^2+kp2*x3d;
alpha=phi^m*ud2^n/(ka+phi^m*ud2^n);
phiz=-2*d*kp1*x3d+kp2;
alphav=phi^m*ka^n*ud2^(n-1)/(ka+phi^m*ud2^n)^2;

% ELEMENTOS DE LA MATRIZ JACOBIANA DE A
f1x1 = - 1/Tf;
f1x2 = 0;
f1x3 = (1-alpha)*phiz/Tf;

f2x1 = 0;
f2x2 = -1/Tr;
f2x3 = alpha*phiz/Tr;

f3x1 = 0;
f3x2 = 1;
f3x3 = -phiz;

```

```

flul = 0;
flu2 = -alphav*phi/Tf;

f2u1 = 0;
f2u2 = alphav*phi/Tr;

f3u1 = 1;
f3u2 = 0;

Ac = [f1x1 f1x2 f1x3
      f2x1 f2x2 f2x3
      f3x1 f3x2 f3x3];

Bc = [flul flu2
      f2u1 f2u2
      f3u1 f3u2];

Cc = [1 0 0
      0 0 1];

Dc = [0 0
      0 0];

% MODELO DISCRETO DEL SISTEMA
T = 1/60; % TIEMPO DE MUESTREO EN HORAS
[G H Cd Dd]=c2dm(Ac,Bc,Cc,Dc,T,'zoh');
x=[x1d;x2d;x3d];
for k=1:119
    x(:,k+1)=G*x(:,k)+H*[ud1;0];
end
y11=x(1,:);
y21=x(3,:);
for k=1:119
    x(:,k+1)=G*x(:,k)+H*[0;ud2];
end
y12=x(1,:);
y22=x(3,:);
% GRAFICOS
t = linspace(0,T*120,120);
figure;
subplot(2,2,1)
plot(t,y11,'b'); ylabel('Yf = TM/h'); grid;
title('Respuesta al Escalón U1');
subplot(2,2,2)
plot(t,y12,'b'); ylabel('Yf = TM/h'); grid;
title('Respuesta al Escalón U2');
subplot(2,2,3)
plot(t,y21,'b'); ylabel('Z = TM'); grid;
xlabel('Horas');
subplot(2,2,4)
plot(t,y22,'b'); ylabel('Z = TM'); grid;
xlabel('Horas')

```

## APENDICE B

### Programa en Matlab del Sistema de Control Optimo con Observador de Estados (Autoría propia)

```

%
*****
% OptimoFinal.m
% CONTROL OPTIMO PROPORCIONAL-INTEGRAL DE LA MOLIENDA
% DE CEMENTO
% CAMBIOS TIPO ESCALON EN LA CARGA DEL MOLINO
%
*****
% LINEALIZACION DEL PROCESO DE MOLIENDA DE CEMENTO
% Y EL CALCULO DEL OBSERVADOR
clear all;
% Definicion de constantes del proceso
m=0.8; n=4; kp1=0.1116; %(T*h)^(-1)
kp2=16.50; %h^(-1)
Tf=0.3; %h
Tr=0.01; %h
d=1;
ka=570^m*170^n*(570/450-1); %(t/h)^m*(rpm)^n
N = 12*60;
%
*****
% SELECCION DE LAS VARIABLES DE ESTADO
% x1 = Yf; x2 = Yr; x3 = z
% SELECCION DE LAS ENTRADAS
% u1 = u; u2 = v;
% SELECCION DE SALIDAS
% y1 = Yf; y2 = z;
%
*****
% PUNTOS DE OPERACION PARA LA LINEALIZACION

x1d = 100; x2d = 10; x3d = 50;
ud1 = 100;
ud2 = 100;
%z(1)<=0.9*(kp2/(2*d*kp1)); %para que el sistema sea estable

% restricciones para el sistema real
UMAX=150;
VMAX=800;

% DEFINICION DE FUNCIONES
phi=-d*kp1*x3d^2+kp2*x3d;
alpha=phi^m*ud2^n/(ka+phi^m*ud2^n);
phiz=-2*d*kp1*x3d+kp2;
alphav=phi^m*ka^n*ud2^(n-1)/(ka+phi^m*ud2^n)^2;

% ELEMENTOS DE LA MATRIZ JACOBIANA DE A
f1x1 = - 1/Tf;
f1x2 = 0;
f1x3 = (1-alpha)*phiz/Tf;

f2x1 = 0;
f2x2 = -1/Tr;

```

```

f2x3 = alpha*phiz/Tr;

f3x1 = 0;
f3x2 = 1;
f3x3 = -phiz;

f1u1 = 0;
f1u2 = -alphav*phi/Tf;
f2u1 = 0;
f2u2 = alphav*phi/Tr;
f3u1 = 1;
f3u2 = 0;

Ac = [f1x1 f1x2 f1x3
      f2x1 f2x2 f2x3
      f3x1 f3x2 f3x3];

Bc = [f1u1 f1u2
      f2u1 f2u2
      f3u1 f3u2];

Cc = [1 0 0
      0 0 1];

Dc = [0 0
      0 0];

% MODELO DISCRETO DEL SISTEMA
T = 1/60; % TIEMPO DE MUESTREO EN HORAS
[G H Cd Dd]=c2dm(Ac,Bc,Cc,Dc,T,'zoh');
nG=max(size(G)); % ORDEN DE G, # DE ECUACIONES DE ESTADO
nU=min(size(H)); % ORDEN DE H, # DE ENTRADAS

% MATRICES AMPLIADAS
Gt=[ G zeros(nG,nU);...
    -Cd*G eye(nU)] ;
Ht=[ H;...
    -Cd*H];

% MATRICES DE PONDERACION DEL CONTROLADOR
% LE DAMOS MENOR PESO A LA VARIABLE DE CARGA DE MOLINO
Q = 5*[10 0 0 0 0
      0 10 0 0 0
      0 0 1 0 0
      0 0 0 5 0
      0 0 0 0 5];
R = 20*[40 0;
      0 40];

% ECUACION DE RICATTI PARA EL CONTROLADOR
P = zeros(nG+nU,nG+nU);
for i = 1:100
    P = Q + Gt'*P*Gt - Gt'*P*Ht*inv(R+Ht'*P*Ht)*Ht'*P*Gt;
end

% CALCULO DE LA GANANCIA Ktil DEL CONTROLADOR
Ktil = inv(R+Ht'*P*Ht)*Ht'*P*Gt;
K = Ktil(:,1:nG); % GANANCIA OPTIMA K PROPORCIONAL
KI= -Ktil(:,nG+1:nG+nU); % GANANCIA OPTIMA KI INTEGRAL

```

```

% MATRICES DE PONDERACION DEL OBSERVADOR
Qo=eye(nG,nG);
Ro=eye(nU,nU);

% ECUACION DE RICATTI PARA EL OBSERVADOR
Po = zeros(nG,nG);
for i = 1:500
    Po = Qo + G*Po*G' - G'*Po*Cd'*inv(Ro+Cd*Po*Cd')*Cd*Po*G';
end

% CALCULO DE LA GANACIA Ko DEL OBSERVADOR OPTIMO
Ko = inv(Ro+Cd*Po*Cd')*Cd*Po*G';

% CONDICIONES INICIALES
x = [100;0;10]; xe = [0 0 0]';
r1=100; r2=70;
y=[100;10];
v=[0;0];
u=[50;100];
r=[r1 r2]';
y1(1)=y(1);
y2(1)=y(2);
z(1)=y(2);
ub1=u(1);
ub2=u(2);

% BUCLE DE CONTROL
for k=1:N
    v = v + r - y;
    xe = G*xe + H*u + Ko'*(y-Cd*xe); % OBSERVADOR OPTIMO
    xee(:,k)=xe;

    % DEBIDO A QUE LA ENTRADA REAL NO PUEDE SER NEGATIVA
    u = max(0, -K*xe + KI*v);

    % DEBIDO A QUE LAS ENTRADAS REALES NO PUEDE SER MAYORES
    % QUE UMAX NI VMAX
    if u(1) > UMAX
        u(1) = UMAX;
    end
    if u(2) > VMAX
        u(2) = VMAX;
    end
    % ACA REALIZAMOS CAMBIOS EN LAS REFERENCIAS DEL PROCESO
    cambios=1;
    if cambios==1
        if k>1*N/3
            r(2)=40;
        end
        if k>2*N/3
            r(1)=80;
        end
    end
end
y1(k)=y(1); y2(k)=y(2);
u1(k)=u(1); u2(k)=u(2);

x = G*x + H*u;
y = Cd*x;

```



```
r1(k)=r(1);
r2(k)=r(2);

end

% GRAFICOS
t = linspace(0,T*N,N);
figure;
subplot(2,1,1);
plot(t,y1,'r',t,r1(1:N),'b--');
ylabel('Y1 = TM/h');
title('Caudal de salida');
grid;
subplot(2,1,2);
plot(t,u1);
title('Alimentacion de material');
ylabel('U1 = TM/h');
xlabel('Tiempo en horas');
grid;
print -depsc2 -f COPIfig1

figure;
subplot(2,1,1);
plot(t,y2,'r',t,r2(1:N),'b--');
ylabel('Y2 = TM');
title('Carga de Molino');
grid;
subplot(2,1,2);
plot(t,u2);
ylabel('U2 = RPM');
xlabel('Tiempo en horas');
title('Velocidad del Ventilador');
grid;
```

## APENDICE C

### Programa en Matlab del Sistema de Control Adaptivo Autosintonizado

(Autoría propia)

```

% *****
% AdaptivoFinal.m
% CONTROL ADAPTIVO AUTOSINTONIZADO DEL PROCESO DE MOLIENDA DE CEMENTO
% *****
clear all;
% clc;
% Definicion de constantes del proceso
m=0.8; n=4; kp1=0.1116; %(T*h)^(-1)
kp2=16.50; %h^(-1)
Tf=0.3; %h
Tr=0.01; %h
d=1;
ka=570^m*170^n*(570/450-1); %(t/h)^m*(rpm)^n
%
% *****
% SELECCION DE LAS VARIABLES DE ESTADO
% x1 = Yf; x2 = Yr; x3 = z
% SELECCION DE LAS ENTRADAS
% u1 = u; u2 = v;
% SELECCION DE SALIDAS
% y1 = Yf; y2 = z;
%
% *****
% PUNTOS DE OPERACION PARA LA LINEALIZACION
x1d = 100; x2d = 10; x3d = 50;
ud1 = 100;
ud2 = 100;
%z(1)=0.9*(kp2/(2*d*kp1)); %para que el sistema sea estab

% restricciones del sistema real
UMAX=350;
VMAX=2000;
% DEFINICION DE FUNCIONES
phi=-d*kp1*x3d^2+kp2*x3d;
alpha=phi^m*ud2^n/(ka+phi^m*ud2^n);
phiz=-2*d*kp1*x3d+kp2;
alphav=phi^m*ka^n*ud2^(n-1)/(ka+phi^m*ud2^n)^2;

% ELEMENTOS DE LA MATRIZ JACOBIANA DE A
f1x1 = - 1/Tf;
f1x2 = 0;
f1x3 = (1-alpha)*phiz/Tf;

f2x1 = 0;
f2x2 = -1/Tr;
f2x3 = alpha*phiz/Tr;

f3x1 = 0;
f3x2 = 1;
f3x3 = -phiz;

flul = 0;

```

```

flu2 = -alphav*phi/Tf;
f2u1 = 0;
f2u2 = alphav*phi/Tr;
f3u1 = 1;
f3u2 = 0;

A = [f1x1 f1x2 f1x3
      f2x1 f2x2 f2x3
      f3x1 f3x2 f3x3];

B = [f1u1 f1u2
      f2u1 f2u2
      f3u1 f3u2];

C = [1 0 0
      0 0 1];

D = [0 0
      0 0];

Ac=A; Bc=B; Cc=C; Dc=D;
% adapcem.m CONTROL ADAPTIVO DE LA MOLIENDA DE CEMENTO.
% clear all

% Los estados del proceso de Molienda de Cemento son:
% x1 = Yf Caudal de salida
% x2 = Yr Caudal de recirculacion
% x3 = z Carga del molino
n=3; % ORDEN DEL MODELO
r=2; % No DE SALIDAS DEL PROCESO
p=2; % No DE ENTRADAS AL PROCESO
N = 720; % No DE ITERACIONES EN EL BUCLE DE CONTROL
Cmx= 70;
Cmn= 15;
% MATRICES DE PONDERACION DEL CONTROLADOR
Q = 0.01*[1 0 0 0 0
           0 1 0 0 0
           0 0 0.1 0 0
           0 0 0 6 0
           0 0 0 0 6];
R = 61*[1 0
         0 1];
% MATRICES DE PONDERACION DEL OBSERVADOR
% No tomamos muy en cuenta el valor de salida del sensor de carga de molino
% debido a su inexactitud por ello le damos un peso muy pequeño
% De la misma manera hacemos con el estado de carga del molino, le damos
menor peso
% por las imprecisiones del sensor.
Qo=3*[1 0 0 %0.1
      0 1 0
      0 0 0.1];
Ro=[1 0
    0 1];

% MODELO DISCRETO DEL PROCESO
Ts=1/60; % TIEMPO DE MUESTREO EN MINUTOS
[Ad,Bd,Cd, Dd] = c2dm(Ac,Bc,Cc,Dc,Ts,'zoh');
rcoc=rank(ctrb(Ac,Bc)); % rcoc=3, COMPL. CONTR. Y OBSV.
robc=rank(observ(Ac,Cc)); % robc=3, COMPL. CONTR. Y OBSV.

```



```

rcod=rank(ctrb(Ad,Bd)); % rcod=3, COMPL. CONTR. Y OBSV.
robd=rank(observ(Ad,Cd)); % robd=3, COMPL. CONTR. Y OBSV.

% MATRIZ DE OBSERVABILIDAD
Od=[Cd
    Cd*Ad
    Cd*Ad^(n-1)]; % (n-1)=3 EN ESTE CASO
i=1;
for jj=1:n
    Od1(jj,:)=Od(i,:);
    Od2(jj,:)=Od(i+1,:);
    i=i+r;
if (i>2*n) end;
end
[svd(Od1) svd(Od2) ]; % SE OBTIENE:
% 1.0007 1.0003
% 0.3714 0.0003
% 0.0000 0
n1=2; n2=1; % n1+n2=n=5
cd1=Cd(1,:);
cd2=Cd(2,:);
T=[cd1
    cd1*Ad^(n1-1)
    cd2*Ad^(n2-1)];
% FORMA CANONICA OBSERVABLE
A=T*Ad*inv(T);
B=T*Bd;
C=Cd*inv(T);
rco=rank(ctrb(A,B)); % rco=3, COMPL. CONTR. Y OBSV.
rob=rank(observ(A,C)); % rob=3, COMPL. CONTR. Y OBSV.

m0=0; m1=n1; m2=n1+n2; % m1=2; m2=3;

% A=[A11 Z
% A21 A22]; % A22=Arr; r=2;
Z=[0; 0];
% dim(A11)=n1Xn1=3X3; dim(A21)=n2Xn1=2X3; dim(A22)=n2Xn2=2X2
% alpha11=[a_(m1,m0+1) a_(m1,m0+2)]
alpha11=[A(2,1) A(2,2)];
A11=[0 1
    alpha11];
alpha21=[A(3,1) A(3,2)];
A21=[alpha21];
alpha22=[A(3,3)];
A22=[alpha22];
AA=A;
A=[A11 Z
    A21 A22];
% CALCULO DE LOS PARAMETROS betai_j <> betai_j, i=1,2=r, j=0,...,ni-1
% i=1, ni=n1=2, j=0,1=n1-1
beta1_0=B(2,:)-A(2,2)*B(1,:);
beta1_1=B(1,:);
% i=2, ni=n2=1, j=0=n2-1
beta2_0=B(3,:)-A(3,2)*B(1,:);

% ECUACIONES SIMO (SINGLE-INPUT-MULTIPLE-OUTPUT)

% y1(k+2)=alpha11*etal+beta1_0*u(k)+beta1_1*u(k+1)
% etal=[y1(k);y1(k+1)];
% u(k+j)=[u1(k+j);u2(k+j)]; j=0,1

```

```

% y2(k+1)=alpha21*eta1+alpha22*eta2+beta2_0*u(k)
% eta2=[y2(k)];

% CONDICIONES INICIALES
NN1 = 6; NN2=5; % ORDEN DE LOS VECTORES DE PARAMETROS
th1i=0.1*[alpha11 beta1_0 beta1_1]';
th2i=0.1*[alpha21 alpha22 beta2_0]';
alfa = 1000;
P1i = alfa*eye(NN1); P2i = alfa*eye(NN2); % P INICIAL
y1=0; y1p1=0; y1p2=0;
y2=0; y2p1=0; y2p2=0;
u1=0; u1p1=0; u1p2=0;
u2=0; u2p1=0; u2p2=0;
y = [100;10]; u = [0;0];
x = [100;0;10]; xe = x; % VECTOR DE ESTADO INICIAL
v = [0;0]; % ACCION INTEGRAL INICIAL
ref = [100;70]; % REFERENCIA

% restricciones para el sistema real
UMAX=150;
VMAX=800;
%break
% BUCLE DE CONTROL *****
for k = 1:N

    x=Ad*x+Bd*u; % MODELO DEL PROCESO
    y=Cd*x;
    y1(k)=y(1); y2(k)=y(2);

% ESTIMACION DE PARAMETROS (METODO MCRM)
% y1(k+2)=alpha11*eta1+beta1_0*u(k)+beta1_1*u(k+1)
% eta1=[y1(k);y1(k+1)];
% u(k+j)=[u1(k+j);u2(k+j);u3(k+j)]; j=0,1
% hacemos k+2=p trasladamos ecuación al tiempo p
ps1=[y1p2 y1p1 u1p2 u2p2 u1p1 u2p1]';
rho1 = max(1,norm(ps1));
psin1 = ps1/rho1;
Nn1 = chol(P1i'); % Nn1'*Nn1 = P1i => Nn1*Nn1' = P1i'
S1 = inv(diag(Nn1*ones(NN1,1),0));
Ps1 = S1*P1i*S1;
psins1 = inv(S1)*psin1;
rt1 = 1 + psins1'*Ps1*psins1;
lamb1 = 1 - (rt1-sqrt(rt1^2-4*norm(Ps1*psins1)^2/trace(Ps1)))/2;
e1 = y1(k)/rho1 - psin1'*th1i;
j1 = psins1'*Ps1*psins1 + lamb1;
th1 = th1i + e1*inv(S1)*Ps1*psins1/j1; aa(k)=th1(3);
Hns1 = Ps1*psins1/j1;
Ps1 = (Ps1 - Hns1*psins1'*Ps1)/lamb1;
tt1 = abs(max(eig(Ps1))/min(eig(Ps1)) );
cmax = Cmx; cmin = Cmn;

if tt1 <= cmin,
    P1i = Ps1; th1i = th1;
elseif tt1 >= cmax,
    Nnew1 = chol(Ps1'); % Nnew1*Nnew1' = Ps1'
    Snew1 = inv(diag(Nnew1*ones(NN1,1),0));
    Psnew1 = Snew1*Ps1*Snew1;
    P1i = Psnew1; th1i = th1;
end

```

```

% y2(k+1)=alpha21*eta1+alpha22*eta2+beta2_0*u(k)
% eta1=[y1(k);y1(k+1)];
% eta2=[y2(k)];

psi2=[y1p2 y1p1 y2p2 u1p2 u2p2]';
rho2 = max(1,norm(psi2));
psin2 = psi2/rho2;
Nn2 = chol(P2i'); % Nn2'*Nn2 = Pi2 => Nn2*Nn2' = P2i'
S2 = inv(diag(Nn2*ones(NN2,1),0));
Ps2 = S2*P2i*S2;
psins2 = inv(S2)*psin2;
rt2 = 1 + psins2'*Ps2*psins2;
lamb2 = 1 - (rt2-sqrt(rt2^2-4*norm(Ps2*psins2)^2/trace(Ps2)))/2;
e2 = y2(k)/rho2 - psin2'*th2i;
j2 = psins2'*Ps2*psins2 + lamb2;
th2 = th2i + e2*inv(S2)*Ps2*psins2/j2;
Hns2 = Ps2*psins2/j2;
Ps2 = (Ps2 - Hns2*psins2'*Ps2)/lamb2;
tt2 = abs(max(eig(Ps2))/min(eig(Ps2))) );
cmax = Cmx; cmin = Cmn;
if tt2 <= cmin,
    P2i = Ps2; th2i = th2;
elseif tt2 >= cmax,
    Nnew2 = chol(Ps2'); % Nnew2*Nnew2' = Ps2'
    Snew2 = inv(diag(Nnew2*ones(NN2,1),0));
    Psnew2 = Snew2*Ps2*Snew2;
    P2i = Psnew2; th2i = th2;
end
% RECUPERANDO LA ECUACION DE ESTADO ESTIMADA x(k+1)=AE*x(k)+BE*u(k)
% th1=[alphae11 betael_0 betael_1]';
% th2=[alphae21 alphae22 betae2_0]';
alphae11=th1(1:2)'; alphae21=th2(1:2)'; alphae22=th2(3)';
AE11=[0 1
      alphae11];
AE21=[alphae21];
AE22=[alphae22];
AE=[AE11 Z
     AE21 AE22];
betael_1=th1(5:6)';
betael_0=th1(3:4)';
betae2_0=th2(4:5)';
BE(1,:) =betael_1;
BE(2,:) =betael_0+AE(2,2)*BE(1,:);
BE(3,:) =betae2_0+AE(3,2)*BE(1,:);

% CALCULO DE LA GANACIA Ko DEL OBSERVADOR
% ECUACION DE RICATTI
Ko = dlqe(AE,eye(n),C,Qo,Ro);

% ESTIMACION DE ESTADOS
xe = AE*xe + BE*u + Ko*(y-C*xe);

% CALCULO DE LA GANANCIA Ka DEL CONTROLADOR
Aa = [AE zeros(n,r);-C*AE eye(r)];
Ba = [BE;-C*BE];

% ECUACION DE RICATTI
Ka = dlqr(Aa,Ba,Q,R);
K = Ka(:,1:n); % GANANCIA OPTIMA K PROPORCIONAL

```

```

KI= -Ka(:,n+1:n+r); % GANANCIA OPTIMA KI INTEGRAL
% CALCULO DE LA LEY DE CONTROL
v = v + ref - y; % ACCION INTEGRAL
r1(k)=ref(1); r2(k)=ref(2);

% Restringimos la entrada a valores reales!!
u = max([0;0],- K*x + KI*v);
if u(1) > UMAX
    u(1) = UMAX;
end
if u(2) > VMAX
    u(2) = VMAX;
end
u1(k)=u(1); u2(k)=u(2);

if k>N/3
%   ref(1)=120;
    ref(2)=40;
end
if k>2*N/3
    ref(1)=80;
end
% UPDATE
y1p1=y1(k); y1p2=y1p1;
y2p1=y2(k); y2p2=y2p1;
u1p1=u1(k); u1p2=u1p1;
u2p1=u2(k); u2p2=u2p1;
end % FIN DEL BUCLE *****

% GRAFICOS
t = linspace(0,Ts*N,N);
figure;
subplot(2,1,1)
plot(t,y1,'r',t,r1,'b--'); ylabel('y1 = TM/h');
grid;
title('Caudal de salida');
subplot(2,1,2)
plot(t,u1,'b'); ylabel('u1 = TM/r'); grid;
xlabel('Tiempo en minutos')
print -depsc2 -f CAMCMfig1

figure;
subplot(2,1,1)
plot(t,y2,'r',t,r2,'b--'); ylabel('y2 = TM'); grid;
title('Carga del Molino');
subplot(2,1,2)
plot(t,u2,'b'); ylabel('u2 = RPM'); grid;
xlabel('Tiempo en minutos')

```



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL CALLAO  
VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN  
Comité Editor

**Criterios Básicos para la Selección de Trabajos para la Publicación en la  
Revista Ciencia y Tecnología**

Título del trabajo de investigación:

"DISEÑO Y SIMULACIÓN DE CONTROLADORES AVANZADOS PARA EL PROCESO DE MOLIENDA  
DE CEMENTO"

Autor: M.Sc. Ing. Nicanor Raul Benites Saravia

Criterios Básicos		
	SI	No
1. Contenido Científico	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
2. Resumen y abstract palabra clave	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
3. Metodología	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
4. Conclusión	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
5. Recomendación	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
6. Referencias bibliográficas	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Opinión:

Publicar

No Publicar

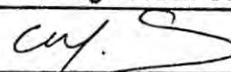
Prioridad

previa presentación con abstract y palabra clave

Revisado por :

Dr. Jose Hugo Tezén Campos

Firma del Revisor :



Fecha

21 de octubre de 2009