

Preinforme:

Identificación de Sistemas.

EL5205-1 Laboratorio de Control Avanzado

16 de Septiembre, 2015

Profesores:

Doris Saez.
Manuel Duarte.
Marcos Orchard.

Auxiliar:

David Acuña.

Integrantes Grupo 1:

Matias Pavez.
Pablo Saavedra.

Índice

1. Introducción	3
2. Marco Teórico	4
2.1. Modelamiento Fenomenológico	4
2.1.1. Derivación fenomenológica	4
2.1.2. Linealización del modelo fenomenológico	6
2.1.3. Discretización del modelo fenomenológico	7
2.1.4. Estimación de parámetros del modelo fenomenológico	7
2.2. Modelos lineales	8
2.2.1. Control para ajuste de modelos lineales	9
2.2.2. Uso de señal PRBS para adquisición de datos	10
2.2.3. Modelos ARX, ARMAX y ARIX	10
3. Procedimiento en el Laboratorio	12
3.1. Modelos Fenomenológicos	12
3.1.1. Linealización	13
3.1.2. Evaluación de los modelos	13
3.2. Modelos Lineales	13
3.2.1. Adquisición de datos y modelación	14
3.2.2. Evaluación de modelos lineales	14
3.3. Evaluación de modelos fenomenológicos versus modelos lineales	15
4. Consideraciones generales	16
5. Referencias	17

1. Introducción

Un paso fundamental antes siquiera pensar en la construcción de un sistema de control clásico, es la identificación de un modelo que explique la dinámica y el comportamiento de una planta. Los modelos son una abstracción del comportamiento de un sistema real, que se vale de ciertos supuestos pertinentes de forma de simplificar su planteamiento, claro está que el modelo se puede complejizar tanto como se desee para tener una representación más fiel del fenómeno de interés, sin embargo, en la práctica los modelos simples tienden a dar mejores resultados, son más fáciles de entender y de manejar.

Un modelo puede ser de varios tipos: analógico, mental, matemático, físico, etc. También pueden ser clasificados como modelos de caja blanca, gris o negra según grado de conocimiento que se tiene de su funcionamiento: un modelo de caja blanca está basado en leyes físicas o conocimiento fenomenológico completo y en general, permiten caracterizar el sistema con pocos parámetros. Los modelos de caja negra no utilizan información fenomenológica, por lo que son construidos a partir de datos de entrada y salida del sistema, y a diferencia de los de caja blanca, tienen un menor poder de generalización, pues dependen de los datos disponibles al momento de su construcción. Finalmente, los modelos de caja gris son una combinación de las clases anteriores, construidos con conocimiento fenomenológico parcial y completados con métodos empíricos.

Para esta experiencia se consideran modelos fenomenológicos y lineales, los cuales son representados matemáticamente. El modelo fenomenológico puede ser considerado como un modelo de caja blanca, mientras que los modelos lineales se consideran de caja gris, debido a que tienen sus bases en relaciones fenomenológicas, pero deben ser apoyados por métodos matemáticos sobre datos de entrenamiento. En este pre-informe se presenta el procedimiento que se utilizará durante las sesiones de laboratorio, así como el marco teórico que lo respalda, con el fin de identificar el sistema de interés con los modelos antes mencionados. El sistema hidráulico a estudiar se presenta en la figura 1, donde el objetivo es revisar y contrastar diferentes métodos de identificación y familiarizarse con los aspectos involucrados en la obtención de los datos y su procesamiento.

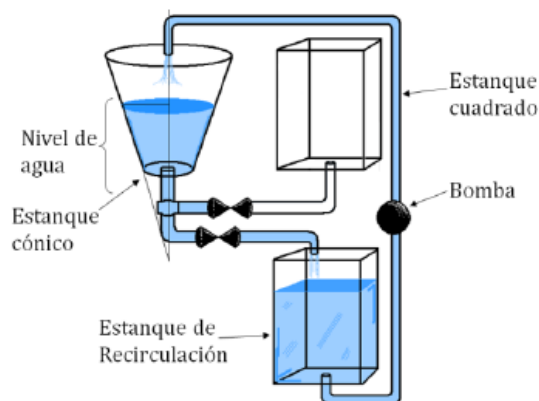


Figura 1: Diagrama del sistema de estanques del Laboratorio de Automática. En esta oportunidad, los componentes de interés son el estanque cónico, la válvula de salida y la bomba de agua.

2. Marco Teórico

2.1. Modelamiento Fenomenológico

El modelamiento fenomenológico intenta describir adecuadamente un sistema a partir de leyes físicas o matemáticas generales que gobiernan los fenómenos que intervienen en él. En general estas leyes contienen un número pequeño de parámetros los cuales se relacionan con suposiciones adecuadas sobre el comportamiento del sistema pero que restringen el alcance de las aplicaciones del modelo.

En cuanto a la experiencia, en la figura (2) se muestra un diagrama con los aspectos relevantes del sistema hidráulico con el que se trabajará. Los parámetros R y H definen la geometría del estanque cónico, donde $R = 34,5[cm]$ es el radio mayor, $H = 79,8[cm]$ es la altura y θ es el ángulo entre el eje de simetría y las paredes del cono.

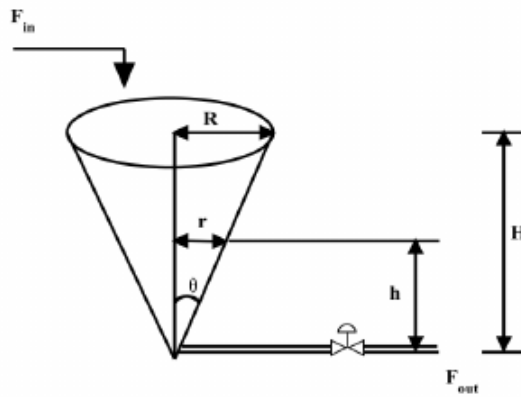


Figura 2: Modelo Estanque Cónico. R y H son valores conocidos y caracterizan completamente el estanque, F_{in} corresponde al flujo de entrada de agua al estanque y F_{out} al flujo de salida. F_{out} puede ser regulado por la válvula presente en la figura.

2.1.1. Derivación fenomenológica

La experiencia busca encontrar un modelo que relacione la cantidad de agua en un estanque cónico a partir de los flujos entrada y salida de agua, los que son controlados por la frecuencia de la bomba y la apertura de la válvula de salida, respectivamente. Por la naturaleza de la planta, se nota que esta se comporta como un integrador (el líquido se acumula en el estanque a medida que pasa el tiempo), pero como tal conocimiento no basta, se procede con un modelado formal. En primer lugar, se describe la variación del volumen como la diferencia de flujos, caracterización presentada en la ecuación (1):

$$\frac{dV}{dt} = F_{in}(t) - F_{out}(t) \quad (1)$$

Donde $\frac{dV}{dt}$ es la variación del volumen de agua V en el estanque por unidad de tiempo y $F_{in}(t)$ y $F_{out}(t)$ son los flujos de entrada y salida del estanque respectivamente. Los flujos se relacionan con la naturaleza del fluido, las aberturas de las válvulas, presiones, etc. Para esta experiencia, las ecuaciones que modelan los flujos son (2) y (3):

$$F_{in}(t) = c_1 \cdot u + c_2 \left[\frac{cm^3}{s} \right] \quad (2)$$

El flujo de entrada F_{in} se modela linealmente respecto a la frecuencia de la bomba u , que es la variable manipulada del sistema. El modelo está basado en que existe un rango de frecuencia para el cual no existe flujo de entrada (en este caso, $F_{in} < 0$), y un rango de operación que se modela por (2).

$$F_{out}(t) = \beta \cdot \sqrt{h} \left[\frac{cm^3}{s} \right] \quad (3)$$

En cuanto al flujo de salida F_{out} (ver ecuación (3)), este tiene un comportamiento no lineal, proporcional a la raíz cuadrada de la altura del agua en el estanque. La altura del agua h es la variable de control. El parámetro β es una constante de proporcionalidad, que se relaciona con la abertura de la válvula de salida. Por otro lado, la forma del estanque nos permite establecer ciertas relaciones geométricas (ver ecuaciones (4) y (5)):

$$V = \frac{\pi r^2 h}{3} \quad (4)$$

$$\tan(\theta) = \frac{R}{H} = \frac{r}{h} \quad (5)$$

Entonces, de (4) y (5), se obtiene una expresión geométrica que relaciona el volumen de agua en el estanque, con la altura de esta (ver ecuación (6)).

$$V = \frac{\pi R^2}{3H^2} h^3 \quad (6)$$

Además, de la ecuación (6) se puede obtener una ecuación de la dinámica del volumen, respecto a la altura (ver ec. (7)):

$$\frac{dV}{dt} = Kh^2 \frac{dh}{dt} \quad (7)$$

Donde K es una constante definida por:

$$K = \frac{\pi R^2}{H^2} = 0,5872 \quad (8)$$

Finalmente, de la ecuación (7) y la ecuación de flujos netos (1), se obtiene la expresión (9), que contiene la dinámica del estanque, como una relación no lineal entre la variable manipulada u y la variable controlada h :

$$\frac{dh}{dt} = \frac{c_1 u + c_2 - \beta \sqrt{h}}{Kh^2} = f(h, u) \quad (9)$$

2.1.2. Linealización del modelo fenomenológico

Como parte de la experiencia se busca linealizar el modelo fenomenológico del estanque en torno a un punto de operación arbitrario (h_0, u_0) , para lo que se utiliza la expansión de Taylor de primer orden descrita en la expresión (10).

$$f(h, u) \approx f(h_0, u_0) + \left. \frac{\partial f(h, u)}{\partial h} \right|_{h_0, u_0} (h - h_0) + \left. \frac{\partial f(h, u)}{\partial u} \right|_{h_0, u_0} (u - u_0) \quad (10)$$

En la ec. (11) se presenta $f(h, u)$ linealizada, mientras que en (12) se presenta el mismo resultado tras usar el cambio de variable: $\bar{h} = h - h_0$, $\bar{u} = u - u_0$.

$$f(h, u) \approx \frac{c_1 u_0 + c_2 - \beta \sqrt{h_0}}{Kh_0^2} - \left[\frac{2(c_1 u_0 + c_2)}{Kh_0^3} - \frac{3\beta}{2Kh_0^{5/2}} \right] (h - h_0) + \frac{c_1}{Kh_0^2} (u - u_0) \quad (11)$$

$$\frac{d\bar{h}}{dt} \approx - \left[\frac{2(c_1 u_0 + c_2)}{Kh_0^3} - \frac{3\beta}{2Kh_0^{5/2}} \right] \bar{h} + \frac{c_1}{Kh_0^2} \bar{u} \quad (12)$$

Entonces, aplicando la transformada de Laplace a la ecuación (12) se obtiene la expresión (13), correspondiente a un modelo continuo de la planta, donde los coeficientes k_1 y k_2 están dados por las expresiones (14) y (15), respectivamente.

$$\frac{\bar{H}(s)}{U(s)} = \frac{k_2}{s + k_1} \quad (13)$$

$$k_1 = \frac{2(c_1 u_0 + c_2) - \frac{3}{2}\beta \sqrt{h_0}}{Kh_0^3} \quad (14)$$

$$k_2 = \frac{c_1}{Kh_0^2} \quad (15)$$

Para calcular el valor de u_0 a utilizar en cada punto de operación (h_0, u_0) , se impone la condición de estado estacionario en la ecuación (9), es decir, $\frac{dh}{dt} = 0$, de donde se obtiene (16), una relación entre la frecuencia de operación y los parámetros c_1, c_2, β y la altura deseada h_0 .

$$u_0 = \frac{\beta\sqrt{h_0} - c_2}{c_1} \quad (16)$$

con lo que k_1 se puede calcular según la ecuación (17).

$$k_1 = \frac{\beta}{2Kh_0^{5/2}} \quad (17)$$

2.1.3. Discretización del modelo fenomenológico

En la segunda parte de la experiencia se trabajará con sistemas en tiempo discreto, por lo que se procede a discretizar el modelo fenomenológico de la expresión (9). Se usará una aproximación hacia delante para la derivada, según la ecuación (18), donde T_s corresponde al tiempo de muestreo de datos.

$$\frac{df}{dt} \approx \frac{f[k+1] - f[k]}{T_s} \quad (18)$$

Luego, el modelo discretizado se presenta en la ecuación (19).

$$h[k+1] = h[k] + \frac{T_s}{K \cdot h^2[k]} \left(c_1 u + c_2 - \beta\sqrt{h[k]} \right) \quad (19)$$

2.1.4. Estimación de parámetros del modelo fenomenológico

Para poder estimar los parámetros del modelo representado por la ecuación (9), se realizarán pruebas donde se manipulan los flujos de entrada y salida. En una prueba de llenado ($F_{out} = 0$), es decir, con la válvula de salida cerrada, se pueden obtener los parámetros c_1 y c_2 a partir de la ecuación (20).

$$\frac{dh}{dt} = \frac{c_1 u + c_2}{Kh^2} \quad (20)$$

Por otro lado, en una prueba de vaciado ($F_{in} = 0$), es decir, con la bomba apagada, es posible estimar el parámetro β a partir de la ec. (21).

$$\frac{dh}{dt} = -\frac{\beta\sqrt{h}}{Kh^2} \quad (21)$$

Finalmente, para realizar la estimación, se procede a discretizar las ecuaciones (20) y (21), a partir de un periodo de muestreo T_s , quedando con las expresiones (22) y (23):

$$h_1(n+1) = h_1(n) + c_1 x_1 + c_2 x_2 \quad (22)$$

$$h_2(n+1) = h_2(n) + \beta x_3 \quad (23)$$

Donde $x_1 = T_s \frac{u(n)}{Kh(n)^2}$, $x_2 = T_s \frac{1}{Kh(n)^2}$ y $x_3 = -T_s \frac{\sqrt{h_2(n)}}{Kh_2(n)^2}$, además $h_1(n)$ es la altura del agua alcanzada con $F_{out} = 0$ y $h_2(n)$ es la altura del agua alcanzada con $F_{in} = 0$. Utilizando las ecuaciones (22) y (23) junto con los datos recogidos en la experiencia es posible obtener los parámetros c_1 , c_2 y β utilizando algún método de regresión lineal como LMS o WLS.

2.2. Modelos lineales

Los modelos lineales buscan realizar identificación de la planta, sin recurrir a relaciones fenomenológicas. Se construyen a partir de datos obtenidos con anterioridad, modelando el sistema como una suma ponderada de las entradas y salidas pasadas. Una vez elegida la estructura lineal de planta a ajustar, basta estimar los parámetros del modelo, típicamente se recurre a métodos que minimicen alguna función objetivo relacionada con el error entre el modelo y la salida de la planta real.

Para el proceso de estimación de parámetros se utiliza un esquema de control de la planta similar al presentado en la figura 3, que tiene por objetivo simplificar el alcanzar los puntos de operación, al incluir un control, además de permitir la adquisición de datos ricos en información, al excitar convenientemente la planta en torno a cada uno de los 3 puntos de operación. La planta en torno a los puntos de operación puede ser perturbada con una señal PRBS (Pseudorandom binary sequence) en el rango de valores permitidos con la intención de excitar a la planta a diferentes frecuencias de operación y poder recuperar datos de entrenamiento y test lo más representativos del funcionamiento real de la planta.

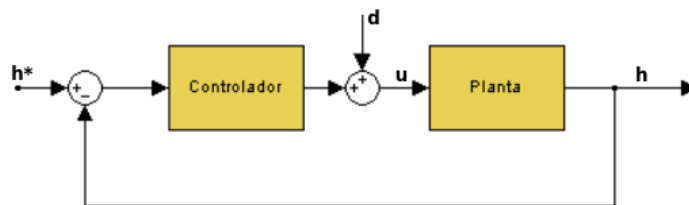


Figura 3: Esquema de control utilizado para la identificación de los modelos lineales. h^* corresponde al punto de operación deseado, mientras que d es una perturbación de la salida del controlador.

Este esquema para la obtención de los datos es con un control en lazo cerrado sin embargo también es posible establecer un esquema es lazo abierto, la desventaja de este último es que es difícil de regular de forma manual la salida para alcanzar un punto de operación estable.

2.2.1. Control para ajuste de modelos lineales

El uso de controladores tiene como objetivo modificar convenientemente el comportamiento de un sistema, por medio del manejo de las entradas del mismo. Este comportamiento deseado se suele especificar mediante requerimientos como el tiempo de establecimiento, tiempo de subida o cantidad de sobrepaso aceptado.

El tiempo de establecimiento o *settling time* (t_s) se define como el tiempo que toma la salida en quedar acotada en una banda especificada, típicamente del 2 % de error respecto a la referencia deseada. La cantidad de sobrepaso o *max overshoot* (MOV) se define como el máximo valor que debe tomar la salida del sistema controlado, típicamente expresado en tanto por ciento de la referencia.

La teoría de control clásico tiene como herramientas principales 3 tipos de controladores y combinaciones de éstos [1]:

Controlador proporcional (P): Señal de salida $y(t)$ es proporcional al error $e(t)$. Este tipo de controlador es simple, pero limitado para cubrir los requerimientos de control típicos. Además, presenta un error fijo en régimen permanente. Su forma se presenta en la ec. (24), donde k_P corresponde a la ganancia proporcional del controlador.

$$y(t) = k_P \cdot e(t) \quad (24)$$

Controlador integral (I): La salida $y(t)$ es proporcional al error acumulado, por lo que la respuesta del controlador es lenta, pero asegura cero error en régimen permanente, lo que se traduce en cero error ante una entrada escalón. Su forma se presenta en la ec. (25), donde k_I corresponde a la ganancia integral del controlador.

$$y(t) = k_I \cdot \int e(t) dt \quad (25)$$

Controlador derivativo (D): La salida $y(t)$ es proporcional al cambio del error, por lo que la respuesta del controlador es más rápida, pero se amplifica el ruido. Por su naturaleza, este controlador solo es útil en régimen transiente. es lenta, pero asegura cero error en régimen permanente, lo que se traduce en cero error ante una entrada escalón. Su forma se presenta en la ec. (26), donde k_D corresponde a la ganancia derivativa del controlador.

$$y(t) = k_D \cdot \frac{d}{dt} e(t) \quad (26)$$

Para esta experiencia solamente se utilizarán controladores de tipo P y PI, cuyas formulaciones se presentan en las ecuaciones (24) y (27). Donde el controlador PI se construye a partir de las ec.

(24) y (25).

$$y(t) = k_P \cdot e(t) + k_I \cdot \int e(t)dt \quad (27)$$

2.2.2. Uso de señal PRBS para adquisición de datos

Una señal PRBS (Pseudorandom binary sequence) o Secuencia binaria pseudo aleatoria es un señal binaria muy utilizada en identificación de sistemas debido a que es fácil de generar y permite excitar una banda de frecuencias limitada en la planta. En teoría el ruido blanco permitiría excitar todas las frecuencias posibles en la planta obteniendo una respuesta más completa de la planta sin embargo no es tan fácil generarla y no siempre es posible aplicarla en una planta debido a restricciones en las velocidades del actuador o la misma planta, de forma que PRBS a pesar de tener un espectro limitado tiene características deseables para la mayoría de los casos. La señal PRBS es pseudo aleatoria debido a que utiliza una semilla finita y luego utiliza esta misma para generar aleatoria a partir de operaciones binarias entre sus bits [2], la señal final es una serie de escalones que difieren en ancho de pulso. la forma del espectro de potencia centrado de la señal PRBS es como un sombrero de ahí que se diga que es de banda limitada debido a que solo excita algunas frecuencias.

Al momento de generar la señal PRBS es importante considerar la frecuencia fundamental de la planta para evitar utilizar frecuencias muy altas que impidan reaccionar a la planta y por tanto observar la respuesta completa.

2.2.3. Modelos ARX, ARMAX y ARIX

Estos modelos asumen que la señal muestreada es lineal y estacionaria, además que el ruido que las afecta tiene media cero y una varianza conocida, es decir ruido blanco. Los diferentes modelos lineales se diferencian por su estructura, según los componentes que se utilicen en la suma ponderada de entradas y salidas, en la experiencia se utilizaran los siguientes tipos de modelos:

- ARX (Autoregressive with exogenous variable): Modelo dependiente de las salidas (AR) y entradas pasadas (X).
- ARMAX (Autoregressive Moving Average with exogenous variable): Modelo dependiente de salidas (AR), entradas pasadas (X) y que considera un error promedio no nulo (MA)
- ARIX (Autoregressive Integral with exogenous variable): Modelo dependiente de las salidas (AR) y entradas (X) pasadas, que realiza integración del error (I).

En las ecuaciones (28), (29) y (30) se presentan las funciones de los modelos ARX, ARMAX y ARIX, respectivamente.

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) + e(t) \quad (28)$$

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) + C(z^{-1})e(t) \quad (29)$$

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) + \frac{e(t)}{\Delta} \quad (30)$$

Tanto $A(z^{-1})$ y $B(z^{-1})$ son polinomios en z^{-1} donde el orden de ambos indican la cantidad de auto regresores o retrasos en la salida y la entrada respectivamente. Una primera e importante etapa en la identificación de estos modelos lineales es el planteamiento de la estructura del modelo lo que incluye la determinación del orden de los retrasos en la salida y la entrada, para ello se realiza un análisis de sensibilidad sobre estos parámetros. Una herramienta típica para realizar el análisis de sensibilidad es la autocorrelación u otros datos estadísticos de la señal que permitan obtener una medida de similitud de la señal en el tiempo.

3. Procedimiento en el Laboratorio

Para esta experiencia se contará con un estanque cónico el cual está conectado con una bomba que genera el flujo de entrada en el estanque, esta bomba es controlada por medio de un variador de frecuencia el cual recibe valores entre 0 % y 100 % para regular la salida de la bomba. Existen válvulas de entrada y salida del flujo de agua, en el caso de la válvula de salida para efectos de las pruebas que se realicen se mantendrá con una apertura de 45°. A continuación se presentan las metodologías a utilizar para la obtención de los modelos fenomenológicos y lineales propuestos para esta experiencia.

3.1. Modelos Fenomenológicos

Para obtener los modelos fenomenológicos es necesario primero determinar los parámetros c_1 , c_2 y β utilizando las ecuaciones discretizadas (23) y (22). Para obtener los parámetros se seguirá el procedimiento siguiente:

1. Cerrar la válvula de salida de estanque para tener un flujo de salida nulo ($F_{out} = 0$) y asegurarse de que toda el agua haya sido evacuada del estanque.
2. Registrar el llenado del estanque de forma de obtener los pares (h_1, u) para cada instante de tiempo. Con los datos registrados y la ecuación (22) es posible obtener los parámetros c_1 y c_2 utilizando un método de regresión lineal.
3. A partir del estanque lleno apagar la bomba para tener un flujo de entrada nulo ($F_{in} = 0$).
4. Abrir con cuidado la válvula de salida hasta obtener una apertura de 45°, registrar todos los pares los pares (h_2, u) , es posible que los primeros datos de la serie de pares se tengan que eliminar debido a la dificultad inicial de abrir la válvula de salida. A partir de los datos obtenidos y la ecuación (23) es posible obtener el parámetro β utilizando un método de regresión lineal.

Dado que en los cálculos anteriores es necesario contar con el periodo de muestreo T_s es necesario calcularlo, para ello es posible utilizar una regla empírica que relaciona la constante de tiempo del estanque τ con el periodo de muestreo, esta es $T_s \leq \tau/5$. Por otro lado dado que esta planta por su naturaleza debe contener un integrador, la constante de tiempo puede ser calculada a partir del tiempo de vaciado o llenado T_f , se sabe que matemáticamente $\tau \approx T_f/5$. Para evitar realizar esta prueba extra es posible utilizar los datos de las pruebas anteriores con un tiempo de muestreo menor al esperado de forma que luego de calcular el tiempo de muestreo correcto se haga un downsampling sobre los datos. La obtención de un tiempo de muestreo correcto evitara que en el cálculo de los parámetros se incluya demasiado el efecto del ruido del sistema y por tanto la varianza de los parámetros obtenidos sea grande.

3.1.1. Linealización

Se escogieron puntos de operación en el centro de cada uno de los rangos recomendados: rango bajo $h_b = 22,5[cm]$, rango medio $h_m = 37,5[cm]$, rango alto $52,5[cm]$. Se utilizan estos puntos de operación para obtener 3 modelos de la planta, por medio de las ecuaciones (13), (15) y (17). Para los rangos bajo, medio y alto, se obtienen los sistemas linealizados presentados en las ecuaciones (31), (32) y (33), respectivamente.

$$\frac{\bar{H}(s)}{U(s)} = \frac{33,6397 \cdot c_1}{s + 35,4594 \cdot \beta} \quad (31)$$

$$\frac{\bar{H}(s)}{U(s)} = \frac{12,1103 \cdot c_1}{s + 9,8880 \cdot \beta} \quad (32)$$

$$\frac{\bar{H}(s)}{U(s)} = \frac{6,1787 \cdot c_1}{s + 4,2637 \cdot \beta} \quad (33)$$

3.1.2. Evaluación de los modelos

Se busca comprobar la efectividad de ambos modelos desarrollados, para lo que se comparará el resultado simulado con datos tomados de la planta real. Para realizar la evaluación, se deben implementar los modelos fenomenológico y linealizado en MATLAB & Simulink. Se utilizará como medida de evaluación de los modelos el error cuadrático medio o MMSE. Como entrada al sistema, se utilizará una entrada escalonada que pase por todas las frecuencias enteras comprendidas en el intervalo de porcentaje $[0, 100]$. Es importante considerar la constante de tiempo y tiempo de muestreo en la señal de entrada para asegurarse que la planta pueda reaccionar a cada escalón.

3.2. Modelos Lineales

Para la obtención de los modelos lineales es necesario contar con datos representativos de la planta, además estos deben cumplir las características de linealidad y ser estacionarios, esto se cumple recuperando los datos en zonas de operación bien definidos. A partir de acá todas las pruebas se realizarán en lazo cerrado. Se definen 3 rangos de operación: baja (15-30 [cm]), media (30-45 [cm]) y alta (45-60 [cm]), cada rango define un controlador para estabilizar el sistema, un set de 3 modelos lineales y un set de datos diferentes para el entrenamiento y validación de los datos.

3.2.1. Adquisición de datos y modelación

Se generaran 3 modelos lineales (ARX, ARIX, ARMAX) por cada punto de operación, dando un total de 6 modelos. Para obtener los datos se seguirán los siguientes pasos:

1. Diseñar un controlador P o PI discreto, con un $t_s < 300[s]$. para cada rango de operación con el objetivo de fijar la altura en la media de cada rango.
2. Para cada rango se utilizara un señal PRBS como perturbación (ver figura 4) de forma de obtener una respuesta lo más representativa del comportamiento de la planta en cada rango. Recuperar la medición de entrada u y salida h en cada rango (3 mediciones distintas).

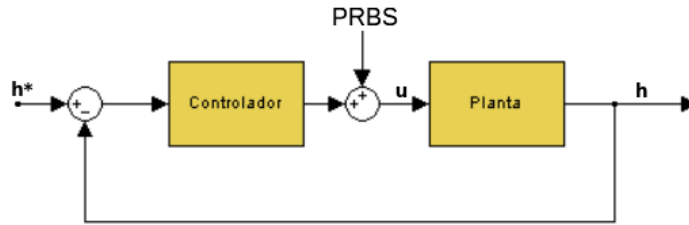


Figura 4: Esquema de control utilizado para la identificación de los modelos lineales.

3. Dividir los datos de mediciones obtenidos en 2 conjuntos, uno de entrenamiento (80 %) y otro de validación (20 %), de forma que al final se tendrán 6 set de datos distintos.

Para la obtención de los 6 modelos se utilizaran los datos de entrenamiento obtenidos en cada rango. Cada modelo utilizara en su estructura un máximo de 3 retrasos para la salida y la entrada, a partir de estas estructuras iniciales se deben comprobar todas las combinaciones posibles para obtener la estructura final. Para poder determinar la estructura de cada tipo de modelo se utilizara el set de validación junto con el criterio de mínimo error cuadrático medio. Los modelos candidatos pueden ser generados con los datos de entrenamiento y las funciones de MATLAB *arx* y *armax*, para la evaluación se puede usar la función *sym*. En esta etapa se espera obtener el mejor modelo lineal de cada tipo para cada rango.

3.2.2. Evaluación de modelos lineales

El objetivo de la evaluación es obtener el mejor modelo lineal para cada rango según la métrica del error cuadrático medio. Los modelos serán comparados en lazo abierto y respecto a la respuesta de la planta real. Finalmente por cada rango se seleccionara el mejor modelo y se generara un controlador PI que debe cumplir con MOV de 10 % y t_s al 2 % de 150[s].

3.3. Evaluación de modelos fenomenológicos versus modelos lineales

Para la evaluación de los modelos lineales y fenomenológicos se seleccionara el mejor de cada tipo y al igual que los casos anteriores se utilizara la métrica de error cuadrático medio. La prueba se realizara en lazo cerrado utilizando un controlador PI con una referencia $r(t)$, ver ecuación (34).

$$r(t) = \begin{cases} 25 & 0 \leq t \leq 400 \\ 40 & 400 < t \leq 800 \\ 55 & 800 < t \leq 1200 \end{cases} \quad (34)$$

4. Consideraciones generales

A modo de resumen y guía a continuación se enumeran los aspectos más importantes a considerar al momento de tomar los datos y operar la planta del estanque cónico en el laboratorio.

1. Modelos paramétricos suelen ser más precisos en la región de frecuencias donde la señal de entrada concentra la mayor parte de su energía (más info disponible en ese rango).
2. Generalmente los procesos físicos suelen ser de baja frecuencia por lo tanto utilizar filtros es una buena idea para evitar el ruido de los sensores. Si se consideran filtros tenerlos presentes al momento de generar los modelos, además recordar que estos agregan retardos en el sistema.
3. Es importante separar datos en 3 conjuntos: entrenamiento, validación (detectar sobreentrenamiento), test (comparar modelos ya validados). Además los 3 conjuntos deben ser representativos por si solos para evitar sesgos en el análisis.
4. Para realizar un buen análisis de los modelos es importante recordar que las predicciones a varios pasos deben ser realizadas con la salida del mismo modelo, no con la de los datos.
5. Con el uso de Controlador P para tomar datos preferir ganancia ruidosa $k_0(1 + \frac{v(t)}{\sqrt{t}})$ que debe ser reseteada cada *cierto* tiempo. La idea es evitar acoplar los parámetros del sistema en la realimentación.
6. Con el uso de PRBS como señal de entrada es importante recordar que se debe sumar a cada una de las 3 referencias teniendo cuidado de solo abarcar un rango de altura permitido por el punto de operación (así también evitar derrames).
7. La planta dada su naturaleza actúa como un integrador de forma que los modelos discretos deberían tener algún polo cercano a 1. Además la planta por si sola es estable por lo que si se obtienen polos fuera del círculo unitario sería una razón para desconfiar en el resultado obtenido.
8. Tener cuidado con la posición de la válvula de salida para evitar problemas en la estimación de los parámetros de los modelos, en especial el parámetro β .
9. Para el proceso de muestreo es importante considerar la constante de tiempo de la planta (o frecuencia natural), una regla empírica aceptada (rule of thumb) es considerar frecuencia de muestreo como al menos 5 muestras por constante de tiempo, de esta forma se evita muestrear a muy alta frecuencia de forma de evitar muestrear el ruido y no el comportamiento de la planta.
10. Dado que algunos sensores tienen una resolución diferente según el rango de medición, en esos casos es posible utilizar WLS (Weighted Least Squares) para incluir esa información al momento de calcular los parámetros de los modelos.
11. Es importante realizar un análisis de la varianza de los estimadores de los parámetros, una alta varianza indicaría que la información no es útil, por lo tanto los datos recogidos o el modelo no son correctos.

5. Referencias

- [1] Katsuhiko Ogata, Ingeniería de control moderna, Prentice Hall 4ed, pag. 468.
- [2] Pseudorandom binary sequence, Wikipedia,
https://en.wikipedia.org/wiki/Pseudorandom_binary_sequence.