



UNIVERSIDAD DE CHILE

UNIVERSIDAD DE CHILE

EL7012

CONTROL INTELIGENTE DE SISTEMAS, OTOÑO

---

## Ejercicio N°1

---

*Autor:*

Elias Obrequé  
Gustavo Ceballo  
Maibeth Sánchez

5 de mayo de 2020

# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Problema 1</b>	<b>1</b>
2.1. Generación de Datos . . . . .	2
<b>3. Problema 2</b>	<b>2</b>
3.1. Selección de Datos . . . . .	4
<b>4. Resultados</b>	<b>4</b>
<b>5. Conclusión</b>	<b>5</b>

## 1. Introducción

Esto es una prueba para el trabajo offline.

## 2. Problema 1

Considere la siguiente serie no lineal dinámica:

$$\begin{aligned} y(k) = & (0,8 - 0,5\exp\{-y^2(k-1)\})y(k-1) \\ & - (0,3 + 0,9\exp\{-y^2(k-1)\})y(k-2) \\ & + u(k-1) + 0,2u(k-2) + 0,1u(k-1)u(k-2) + e(k) \end{aligned} \quad (1)$$

donde el ruido del sistema

$$e(k) = 0,5\exp\{-y^2(k-1)\}\beta(k) \quad (2)$$

depende del estado previo de la salida del modelo, y  $\beta(k)$  es un ruido blanco.

Como usted sabe existen varias técnicas que se pueden emplear para la modelación a partir de estos datos, por lo que debe seleccionar el tipo de modelo más adecuado para este tipo de sistema. Para este trabajo se le pide detallar la metodología utilizada para:

- Generar 600 datos a partir de esta serie. Considere 55 % para entrenamiento, 25 % test y 20 % validación.
- Obtener un modelo de predicción lineal, difuso tipo-1 (T&S) y neuronal para la salida. Evaluar las predicciones a 1, 8 y 16 pasos. Comparar el desempeño de todos los modelos a partir de las métricas más apropiadas tales como RMSE, MAPE, MAE, entre otras. Comente.
- Construir el intervalo de predicción de los modelos obtenidos en b) utilizando el método de la covarianza.
- Evaluar los intervalos de predicción obtenidos en b) realizando predicciones a 1, 8, y 16 pasos. Comparar el desempeño de los modelos a partir de las métricas más apropiadas tales como ancho del intervalo, probabilidad de cobertura, entre otras.
- Construir el intervalo de predicción del modelo difuso encontrado en a) con el método de optimización min-max. Compare este intervalo de predicción con el intervalo obtenido utilizando el método de la covarianza. Comente.

- f) Construir el intervalo de predicción neural utilizando el método de Joint Supervision. Compare con los métodos anteriores.
- g) Seleccione el modelo más apropiado y justifique.

## 2.1. Generación de Datos

En esta etapa es necesario generar datos que representen la dinámica del sistema en la mayor cantidad de rangos de operación posibles, ya que el modelo obtenido tiene un ancho de banda acotado, y por lo tanto las dinámicas definidas por fuera de dicha banda podrían no ser representadas adecuadamente. Para lo cual se debe diseñar una entrada  $u(k)$  que excite a la planta en el rango de frecuencias en que se encuentran los fenómenos de interés.

En este trabajo se propone el uso de señales binarias pseudo aleatorias (Pseudo Random Binary Signal, PRBS), ya que es una de las señales más utilizadas en identificación de sistemas. Esta es una señal periódica, determinística y que posee principalmente propiedades similares al ruido blanco (contenido muy rico en frecuencias)

Para general la señal se suponen los siguientes parámetros de interés  $f_{min} = 0,2Hz$ ,  $f_{max} = 1Hz$  y tiempo de muestreo  $T_s = 0,01$ . Con los parámetros anteriores, y utilizando la expresión

$$n = \frac{\log(f_c/f_{min} + 1)}{\log(2)} \quad (3)$$

con  $f_c = 2,5 * f_{max} = 2,5Hz$ , se genera una PRBS de orden  $n = 4$ , por lo que el largo máximo corresponde a  $N = 2^n - 1 = 15$ . A su vez, la cantidad de muestras por bit son  $N_s = 40$ . Luego, el tiempo de un bit,  $\Delta t = N_s * T_s = 0,4s$ , por lo que la PRBS dura en total 6s y debe ser replicada 40 veces con diferentes condiciones iniciales para obtener los 600 datos de interés. Finalmente se genera la APRBS variando la amplitud aleatoriamente de la PRBS generada, Fig.1.

## 3. Problema 2

Para la operación óptima de las micro-redes es importante contar con modelos de predicción confiables de variables tales como: potencia solar, potencia eólica, consumo, estado de carga de las baterías, entre otras variables. Los modelos e intervalos de predicción son importantes debido a la incertidumbre asociada a la generación con energía renovable y la variabilidad del consumo local.

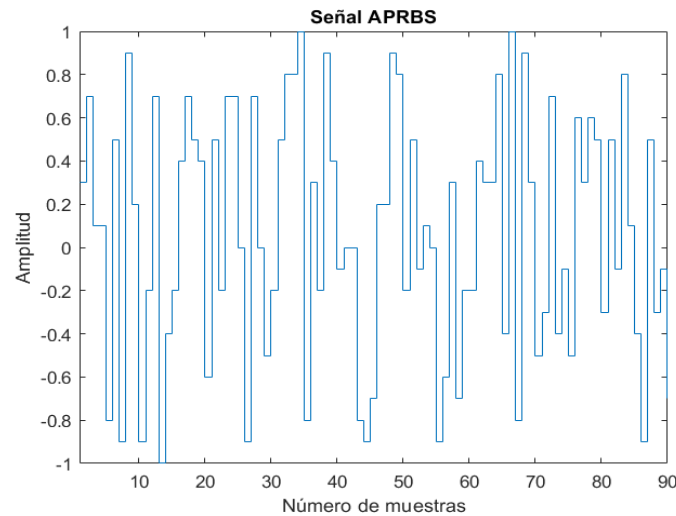


Figura 1: Señal APRBS con Amplitud entre -1 y +1.

Por tal razón, se le ha confiado a usted el proyecto de determinar modelos de predicción para la generación de energía en un sistema fotovoltaico instalado en una cierta comunidad del norte del país. La finalidad de este proyecto es la de disponer de información futura de generación fotovoltaica, para así poder gestionar el funcionamiento del resto de los elementos que componen a la micro-red.

Para esto se le entregarán datos históricos de generación fotovoltaica (expresada en KW) medida en la comunidad durante el periodo septiembre-diciembre de los años 2015 y 2017. Estos datos tienen un tiempo de muestreo de 1 hora (considerar porcentajes adecuados de los datos en las fases de training, test y validación).

Como usted sabe, son varias las formas que se pueden emplear para la modelación a partir de estos datos, por lo que debe seleccionar el tipo de modelo más adecuado para dicha aplicación.

Se sugiere considerar los datos del año 2015 como base de entrenamiento y las mediciones del año 2017 como base de prueba y validación. Para este trabajo se le pide detallar la metodología utilizada para:

- a) Obtener dos modelos de predicción (a elección entre los vistos en este curso) y evaluar las predicciones a 1, 6 y 12 pasos. Comparar el desempeño de todos los modelos a partir de las métricas más apropiadas tales como RMSE, MAPE, MAE, entre otras.
- b) Construir un intervalo de predicción para los modelos obtenidos en a), utilizando método que ud. seleccione.

### **3.1. Selección de Datos**

Se cuenta con los datos históricos de generación fotovoltaica (expresada en KW) medida en la comunidad durante el periodo septiembre-diciembre de los años 2015 y 2017. Para la selección de los conjuntos de entrenamiento, prueba y validación se utiliza una división [60 %, 20 %, 20 %], tomándose en este caso 2160 muestrars del año 2015 para entrenamiento, que corresponde a 90 días de simulaciones, y para prueba y validación 720 muestras del año 2017, el equivalente a 30 días.

## **4. Resultados**

## **5. Conclusión**

## Referencias