



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA ENERGÍA Y
MECÁNICA**

CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

**PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN
DEL TÍTULO DE INGENIERO EN MECATRÓNICA**

**TEMA: “DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO
DE CONTROL PREDICTIVO MULTIVARIABLE DE
TEMPERATURA Y NIVEL PARA LA ESTACIÓN DE CONTROL
DE PROCESOS FESTO EN EL LABORATORIO DE
MECATRÓNICA.”**

**AUTORES: DIEGO FRANCISCO BOLAÑOS PAREDES
LUIS EDUARDO MAYORGA MIRANDA**

**DIRECTOR: ING MARCO SINGAÑA
CODIRECTOR: ING WILSON TRAVEZ**

LATACUNGA

2015

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS – ESPE

CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

CERTIFICADO

ING. MARCO SINGAÑA (DIRECTOR)

ING. WILSON TRAVEZ (CODIRECTOR)

CERTIFICAN:

Que el trabajo titulado **“Diseño e implementación de un algoritmo de control predictivo multivariable de temperatura y nivel para la estación de control de procesos FESTO en el laboratorio de mecatrónica”** realizado por los señores: DIEGO FRANCISCO BOLAÑOS PAREDES y LUIS EDUARDO MAYORGA MIRANDA, ha sido guiado y revisado periódicamente y cumple normas estatutarias establecidas por la ESPE, en el Reglamento de Estudiantes de la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE.

Debido a que constituye un trabajo con contenido científico, que aportará al desarrollo profesional y educativo si aprobamos su publicación.

Latacunga, 3 de Agosto del 2015.

ING. MARCO SINGAÑA

DIRECTOR

ING. WILSON TRAVEZ

CODIRECTOR

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS – ESPE

CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

NOSOTROS, DIEGO FRANCISCO BOLAÑOS PAREDES

LUIS EDUARDO MAYORGA MIRANDA

DECLARAMOS QUE:

El proyecto de grado denominado **“Diseño e implementación de un algoritmo de control predictivo multivariable de temperatura y nivel para la estación de control de procesos FESTO en el laboratorio de mecatrónica”**, ha sido desarrollado con base a una investigación exhaustiva, respetando derechos intelectuales de terceros, conforme a las referencias que constan en las páginas correspondientes, cuyas fuentes se incorpora en la biografía.

Consecuentemente este trabajo es de nuestra autoría.

En virtud de esta declaración, nos responsabilizamos del contenido, veracidad y alcance científico del proyecto de grado en mención.

Latacunga, 3 de Agosto del 2015.

DIEGO FRANCISCO
BOLAÑOS PAREDES
C.C.: 1003366448

LUIS EDUARDO
MAYORGA MIRANDA
C.C.: 1803799749

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS – ESPE

CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

AUTORIZACIÓN

NOSOTROS, DIEGO FRANCISCO BOLAÑOS PAREDES

LUIS EDUARDO MAYORGA MIRANDA

Autorizamos a la UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS – ESPE la publicación, en la biblioteca virtual de la Institución del trabajo denominado “Diseño e implementación de un algoritmo de control predictivo multivariable de temperatura y nivel para la estación de control de procesos FESTO en el laboratorio de mecatrónica” cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra exclusiva responsabilidad y autoría.

Latacunga, 3 de Agosto del 2015.

**DIEGO FRANCISCO
BOLAÑOS PAREDES
C.C.: 1003366448**

**LUIS EDUARDO
MAYORGA MIRANDA
C.C.: 1803799749**

DEDICATORIA

El éxito de este proyecto quiero dedicar a mi padre Vinicio Bolaños, a mi madre Hilda Paredes y a mis hermanos Lucía, Alberto y Vinicio, por todo el cariño y apoyo incondicional, por ser un ejemplo de superación, responsabilidad y perseverancia, brindándome su confianza y llenándome de alegrías en todas las etapas de mi vida.

Diego.

Dedico este proyecto a Dios, a mis padres “Elsa y Washington”, a mi hermana “Diana”, a mis abuelitos y a mi novia “Lucely” que fueron el apoyo incondicional desde que empecé mi formación profesional, a ellos les dedico todo el esfuerzo y sacrificio que hice para alcanzar este logro y obtener la mejor herencia de los padres que es la educación.

Luis.

AGRADECIMIENTO

A Dios, por darnos la capacidad, sabiduría y dedicación. A nuestros padres, hermanos y familiares que fueron el apoyo incondicional a cada momento, a nuestros amigos con quienes compartimos no solo la vida universitaria, sino una vida de hermandad fuera de la universidad. A nuestros tutores de tesis el Ing. Marco Singaña y el Ing. Wilson Travez que supieron guiarnos en la realización de este proyecto, y a los ingenieros Jaqueline Llanos y Diego Ortiz por la ayuda, el apoyo y la confianza que nos brindaron.

GRACIAS.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

| | |
|--|-------------|
| PORTADA..... | i |
| CERTIFICADO | ii |
| AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD..... | iii |
| AUTORIZACIÓN..... | iv |
| DEDICATORIA | v |
| AGRADECIMIENTO | vi |
| ÍNDICE DE CONTENIDOS..... | vii |
| ÍNDICE DE TABLAS..... | x |
| ÍNDICE DE FIGURAS..... | xi |
| RESUMEN..... | xiii |
| ABSTRACT | xiv |

CAPÍTULO I

| | |
|---|----------|
| FUNDAMENTOS TEÓRICOS | 1 |
| 1.1. Introducción | 1 |
| 1.2. Controladores predictivos | 3 |
| 1.3. Estrategia de control..... | 5 |
| 1.4. Elementos del mpc | 7 |
| 1.4.1. Modelo de predicción..... | 7 |
| a. Modelo del proceso | 8 |
| b. Modelo de las perturbaciones..... | 11 |
| 1.4.2. Función objetivo | 13 |
| 1.4.3. Obtención de la ley de control | 16 |
| 1.5. Control predictivo en labview | 18 |
| 1.5.1. Definición de los horizontes de control y predicción..... | 18 |
| 1.5.2. Especificación de restricciones | 19 |
| a. Método de optimización dual | 20 |
| b. Método de función barrier..... | 20 |
| 1.5.3. Especificación del setpoint de entrada y salida y perfiles de perturbación..... | 20 |
| 1.6. Identificación de sistemas en matlab..... | 21 |
| 1.6.1. Herramienta de identificación de sistemas (ident)..... | 21 |

| | |
|--|----|
| a. Análisis y proceso de datos | 22 |
| b. Estimación de los parámetros del modelo..... | 22 |
| c. Validación de resultados | 22 |
| d. Identificación modelo lineal..... | 23 |
| e. Estimación de funciones de transferencia y modelos de procesos..... | 23 |
| f. Modelo de identificación no lineal | 24 |
| g. Estimación de parámetros en modelos definidos por el usuario | 24 |
| h. Estimación de parámetros en línea..... | 24 |
| 1.7. Tarjeta ni myrio..... | 25 |

CAPÍTULO II

| | |
|--|-----------|
| ANÁLISIS, DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN | 27 |
| 2.1. Estación de control de procesos festo. | 27 |
| 2.1.1. Funcionamiento de la estación de trabajo compacta mps pa. | 28 |
| 2.1.2. Requerimientos básicos del sistema..... | 30 |
| 2.1.3. Especificaciones de los diferentes componentes de la estación de control de procesos festo..... | 30 |
| 2.2. Tarjeta ni myrio-1900 | 31 |
| 2.2.1. Partes y componentes de la tarjeta ni myrio-1900 | 31 |
| 2.2.2. Especificaciones técnicas de la tarjeta ni myrio-1900 | 31 |
| 2.3. Diseño del algoritmo de control predictivo multivariable | 33 |
| 2.3.1. Configuración de la tarjeta nimyrio-1900 | 34 |
| 2.3.2. Linealización de sensores..... | 36 |
| 2.3.3. Modelado del sistema..... | 45 |
| a. Modelado en matlab | 49 |
| 2.4. Simulación del algoritmo de control predictivo multivariable | 56 |
| 2.5. Diagramas de flujo | 60 |

CAPÍTULO III

| | |
|--|-----------|
| RESULTADOS Y PRUEBAS EXPERIMENTALES | 62 |
| 3.1. Pruebas experimentales del funcionamiento del sistema | 62 |
| 3.1.1. Prueba de conexión de la tarjeta..... | 62 |
| 3.1.2. Prueba para la validación del modelo | 63 |

| | |
|--|-----------|
| 3.1.3. Análisis del controlador | 64 |
| a. Simulación del mpc | 64 |
| b. Implementación del mpc | 68 |
| 3.2. Alcances y limitaciones..... | 70 |
| 3.2.1. Alcances | 70 |
| 3.2.2. Limitaciones | 71 |
| | |
| CAPÍTULO IV | |
| CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES..... | 72 |
| 4.1. Conclusiones | 72 |
| 4.2. Recomendaciones..... | 73 |
| REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 88 |
| LINKOGRAFÍA..... | 89 |
| ANEXOS..... | 90 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|---|----|
| Tabla 2.1 Nomenclatura Diagrama p&id de la Estación de Trabajo Compacta FESTO MPS PA. | 29 |
| Tabla 2.2 Características de los componentes de la Estación de trabajo Compacta FESTO MPS PA. | 30 |
| Tabla 2.3 Especificaciones técnicas de la tarjeta NI myRIO -1900..... | 31 |
| Tabla 2.4 Descripción de señales del puerto MXP conectores A y B..... | 32 |
| Tabla 2.5 Descripción de señales del puerto MSP conector C | 33 |
| Tabla 2.6 Datos del comportamiento del sensor de Nivel. | 43 |
| Tabla 2.7 Datos del comportamiento del sensor de Temperatura..... | 43 |
| Tabla 3.1 Comparación del orden de los modelos matemáticos..... | 63 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 1.1 Expectativas y posibilidades técnicas | 2 |
| Figura 1.2 Analogía del MPC con la conducción de un automóvil. | 4 |
| Figura 1.3 Estrategia del control predictivo | 5 |
| Figura 1.4 Estructura básica del MPC..... | 7 |
| Figura 1.5 Respuesta impulsional. | 9 |
| Figura 2.1 Estación de Trabajo Compacta FESTO MPS PA..... | 27 |
| Figura 2.2 Diagrama p&id estación de trabajo compacta FESTO MPS PA..... | 29 |
| Figura 2.3 Puertos y accesorios tarjeta NI myRIO -1900 | 31 |
| Figura 2.4 Cuadro de diálogo del asistente de instalación inicial. | 34 |
| Figura 2.5 Cuadro de diálogo de prueba del dispositivo..... | 34 |
| Figura 2.6 Cuadro de diálogo complemento NI MAX. | 35 |
| Figura 2.7 Ventana Principal NI MAX. | 35 |
| Figura 2.8 Datos de la tarjeta NI myRIO. | 36 |
| Figura 2.9 Dirección IP de la Tarjeta NI myRIO..... | 36 |
| Figura 2.10 Ventana de inicio de LabVIEW..... | 36 |
| Figura 2.11 Ventana principal de proyectos de LabVIEW. | 37 |
| Figura 2.12 Ventana de reconocimiento de tarjetas y dispositivos..... | 37 |
| Figura 2.13 Cuadro de selección de propiedades de la tarjeta. | 38 |
| Figura 2.14 Ventana de las propiedades generales de la tarjeta..... | 38 |
| Figura 2.15 Gráfico de la creación del VI del FPGA..... | 39 |
| Figura 2.16 Gráfico de la creación del VI de RT..... | 39 |
| Figura 2.17 Selección de las entradas y salidas en el FPGA. | 40 |
| Figura 2.18 Ventana de compilación del FPGA. | 40 |
| Figura 2.19 Panel frontal VI del RT..... | 41 |
| Figura 2.20 Herramientas de interfaz del FPGA..... | 41 |
| Figura 2.21 Activación del FPGA en el panel frontal RT. | 42 |
| Figura 2.22 Conexión de las herramientas de interfaz FPGA en el panel frontal del RT. | 42 |
| Figura 2.23 Gráfico de linealización del sensor de nivel..... | 44 |
| Figura 2.24 Gráfico de linealización del sensor de temperatura..... | 44 |
| Figura 2.25 Panel frontal RT..... | 45 |
| Figura 2.26 Implementación de las ecuaciones de linealización. | 46 |
| Figura 2.27 Reloj interno del lazo While..... | 46 |
| Figura 2.28 Herramienta para grabar datos en un archivo. | 46 |
| Figura 2.29 Herramienta para unir 2 o más señales. | 46 |
| Figura 2.30 Implementación para escribir datos en un archivo. | 47 |
| Figura 2.31 Configuración de la herramienta (Write to Measure File)..... | 48 |
| Figura 2.32 Tabulación de datos para el Modelado. | 48 |
| Figura 2.33 Depuración manual de datos erróneos..... | 49 |
| Figura 2.34 Selección de una nueva Variable..... | 49 |
| Figura 2.35 Cuadro de ubicación de la nueva variable. | 49 |
| Figura 2.36 Ingreso de los valores de entrada del proceso. | 50 |

| | |
|--|----|
| Figura 2.37 Variable de salida del proceso. | 50 |
| Figura 2.38 Tabulación de datos de salida del proceso..... | 51 |
| Figura 2.39 Ventana de comandos de MATLAB. | 51 |
| Figura 2.40 Ventana del sistema de identificación de sistemas. | 52 |
| Figura 2.41 Ventana de importación de datos..... | 53 |
| Figura 2.42 Ventana configuración para importar datos..... | 54 |
| Figura 2.43 Ventana de modelos de espacios de estado. | 54 |
| Figura 2.44 Ventana de configuración de la validación..... | 55 |
| Figura 2.45 Validación del modelo..... | 55 |
| Figura 2.46 Matriz de Espacios de estado..... | 56 |
| Figura 2.47 Toolkit del MPC de LabVIEW..... | 56 |
| Figura 2.48 CD Create MPC Controller. | 57 |
| Figura 2.49 Parámetros del controlador. | 58 |
| Figura 2.50 Matrices de espacios de Estado. | 58 |
| Figura 2.51 Matrices de Costo | 59 |
| Figura 2.52 Restricciones y constantes Método Dual..... | 60 |
| Figura 2.53 CD Set MPC Controller..... | 60 |
| Figura 2.54 Diagrama de Flujo RT | 61 |
| Figura 2.55 Diagrama de flujo FPGA | 61 |
| Figura 3.1 Símbolo que indica que la tarjeta NI myRIO se encuentra conectada correctamente. | 62 |
| Figura 3.2 Led que indica que la tarjeta se encuentra acoplada al proyecto. | 62 |
| Figura 3.3 Gráficas del setpoint y la acción de control de la simulación de la variable nivel con un Hp:10. | 65 |
| Figura 3.4 Gráficas del setpoint y la acción de control de la simulación de la variable nivel con un Hp:20. | 66 |
| Figura 3.5 Gráficas del setpoint y la acción de control de la simulación de la variable temperatura con un Hp:200. | 67 |
| Figura 3.6 Gráficas del setpoint y la acción de control de la simulación de la variable temperatura con un Hp:300. | 67 |
| Figura 3.7 Gráficas del setpoint y la acción de control de la implementación de la variable nivel con un Hp: 20 Hc: 1 | 68 |
| Figura 3.8 Gráficas del setpoint y la acción de control de la implementación de la variable nivel con un Hp: 30 Hc: 1 | 69 |
| Figura 3.9 Gráficas del setpoint y la acción de control de la implementación de la variable temperatura con un Hp: 300 Hc:1. | 70 |

RESUMEN

El proyecto desarrollado, consiste en el diseño e implementación de un control predictivo multivariable de nivel y temperatura en la estación de procesos FESTO. Para el cual se obtuvo un modelo dinámico de la planta utilizando diferentes programas de simulación, con el fin de establecer un modelo lo más real posible de la misma, para definir una función objetivo y determinar los aspectos a optimizar, de esa manera analizar e identificar las restricciones y limitaciones que se pueden alcanzar con el algoritmo. Para el diseño del algoritmo de control se empleó el software LabVIEW, ya que ejecuta una visualización gráfica del funcionamiento de la planta, que facilita realizar cualquier cambio deseado antes de proceder a estructurarlo. La implementación del algoritmo de control de la planta FESTO se lo realizó en el controlador de automatización programable PAC (Programmable Automation Controller) NI myRIO ya que posee un alto nivel de procesamiento y es compatible con LabVIEW, además el controlador opera de forma autónoma, tiene la capacidad de descargar el programa y dejarlo ejecutándose sin necesidad de una PC. Al final del proyecto se analizó el comportamiento del controlador, finalmente estos resultados fueron documentados.

PALABRAS CLAVE:

- Controladores Predictivos
- MATLAB
- TARJETA NI myRIO-1900
- Laboratorio de Mecatrónica – Didáctica

ABSTRACT

The project developed, consists of the design and implementation of a multivariable predictive control of level and temperature in the station of processes FESTO. For which a dynamic model of the plant was obtained using different simulation programs, in order to establish as real model possible thereof to define an objective function and identify areas to optimize, thereby analyzing and identifying restrictions and limitations that can be achieved with the algorithm. For the design of the control algorithm was used LabVIEW software, as that running a graphical display of the operation of the plant, which facilitates make any desired changes before proceeding to structure it. The implementation of the control algorithm of the FESTO plant was made in the programmable automation controller PAC (NI myRIO) because it has a high level of processing and is compatible with LabVIEW, in addition the controller operates autonomously, has the ability to download the program and leave it running without a PC. Upon project completion driver behavior was analyzed, finally the results were documented.

KEYWORDS:

- Predictive Controllers
- MATLAB
- NI myRIO-1900 device
- Mechatronics Laboratory- Didactics

CAPÍTULO I

1. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

1.1. INTRODUCCIÓN

El control ha desempeñado una función importante en el avance de la ingeniería y la ciencia. Además de su extrema importancia en los distintos sistemas que se usan hoy en día.

La característica principal del control clásico es que todas las señales son continuas y asume que los sistemas son lineales. Si no son lineales, se realizan estrategias de linealización. Los sistemas que conforman el control clásico son univariantes y lo más importante son invariantes en el tiempo, mientras que en el control moderno existen mejoras gracias a la llegada de los sistemas digitales. El procesador es la principal herramienta del Control Moderno, dando la posibilidad de implementar controles de sistemas no lineales y multivariantes.

En la época actual el principal limitante de la implementación de estos controladores a nivel industrial es la falta de conocimiento del diseño de los mismos, muestra de ello es que la mayoría de sistemas son de simple entrada y simple salida (SISO), cuando se cuenta con sistemas de múltiples entradas y múltiples salidas (MIMO) y se quieren establecer control de dos variables que están relacionadas, el control se torna más complejo.

La competencia en muchos sectores industriales, así como el creciente interés social por los problemas medioambientales relacionados con los procesos de producción, provoca la necesidad de disponer de técnicas fiables que permitan la operación del proceso con gran eficiencia y alto grado de flexibilidad.

Actualmente los sistemas de control en la industria de procesos deben satisfacer criterios económicos, asociados con el mantenimiento de las variables de proceso en sus referencias, minimizando dinámicamente una función de coste de operación, criterios de seguridad y medioambientales, y de calidad en la producción, la cual debe satisfacer ciertas especificaciones sujetas a una demanda normalmente variable.

Por ello, se puede considerar que en la actualidad el objetivo de todo sistema de control consiste en actuar sobre las variables manipuladas de manera que puedan satisfacerse múltiples y cambiantes criterios de funcionamiento (económicos, de seguridad, medioambientales o de calidad) en presencia de cambios en las características del proceso.

El amplio abanico de metodologías actuales de control de procesos se enfrenta al cumplimiento de este objetivo. La diferencia entre las diversas técnicas radica básicamente en los compromisos hechos en la formulación matemática de los criterios de funcionamiento y en la elección de la manera de representar el proceso.

A continuación la figura 1.1 muestra la versatilidad y las posibilidades técnicas de las distintas técnicas de control.

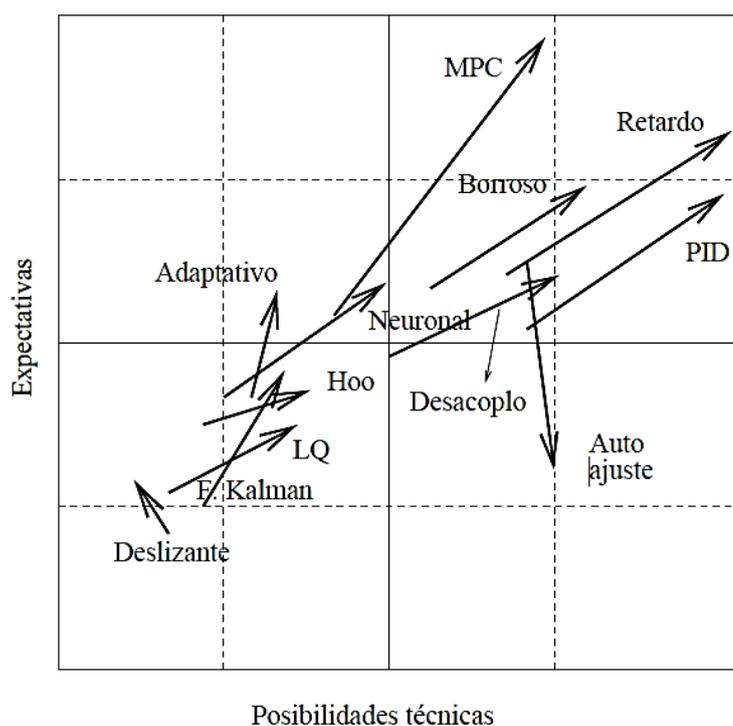


Figura 1.1 Expectativas y posibilidades técnicas

Fuente: (Bordóns, 2000)

Este estado actual y futuras tendencias en el campo del control de procesos industriales indican que el Control Predictivo Basado en Modelo o (MPC) se puede considerar una tecnología suficientemente introducida en la industria y que además

sigue despertando muchas expectativas. Estos hechos, unidos a la existencia de campos abiertos tanto en la investigación como en temas relacionados con la implementación justifican un estudio más detallado de esta tecnología. La técnica de MPC parece ser una poderosa herramienta para afrontar estos retos. (Bordóns, 2000)

1.2. CONTROLADORES PREDICTIVOS

De acuerdo con (Bordons, 1994). El Control Predictivo Basado en Modelo, forma parte de las metodologías de control avanzado que han tenido injerencia en la industria, por su gran estabilidad y robustez, que permite utilizar varios algoritmos, los cuales utilizan un modelo dinámico del proceso a controlar, para establecer una predicción de las acciones de control futuras en la salida, las mismas que son determinadas minimizando el error predicho sujeto a restricciones de operación del sistema.

El Control Predictivo no es una estrategia de control específica, más bien se trata de un campo muy amplio de métodos de control desarrollados en torno a ciertas ideas comunes. Las ideas que surgen en mayor o menor medida en toda la familia de controladores predictivos son básicamente:

- Uso explícito de un modelo para predecir la salida del proceso en futuros instantes de tiempo (horizonte).
- Cálculo de las señales de control minimizando una cierta función objetivo.
- Estrategia deslizante, de forma que en cada instante el horizonte se va desplazando hacia el futuro, lo que implica aplicar la primera señal de control en cada instante y desechar el resto, repitiendo el cálculo en cada instante de muestreo.

El Control Predictivo es un tipo de control de naturaleza abierta dentro del cual se han desarrollado muchas realizaciones, encontrando gran aceptación tanto en aplicaciones industriales como en el mundo académico.

En la actualidad existen numerosas aplicaciones de controladores predictivos funcionando con éxito, tanto en la industria de procesos como en control de motores o robótica. El buen funcionamiento de estas aplicaciones muestra la capacidad del MPC

para conseguir sistemas de control de elevadas prestaciones capaces de operar sin apenas intervención durante largos períodos de tiempo.

Según (Feroldi, 2012). La manera más sencilla de entender el MPC es mediante la representación de ejemplos. Como se muestra en la figura 1.2 , un conductor de un automóvil que en el instante k sabe cuál es su trayectoria deseada para un horizonte de tiempo finito hp , teniendo en cuenta las características del vehículo y del entorno, el conductor realiza un modelo mental y decide que secuencia de acciones de control realizar (acelerar, frenar y maniobrar) para seguir la trayectoria deseada sobre la ruta, teniendo en cuenta que solo la primera acción de control es tomada, a continuación el procedimiento se repite en el instante siguiente $k+1$.

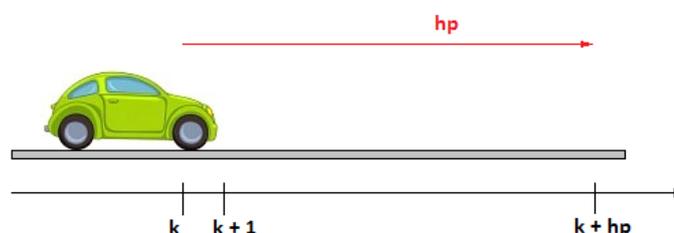


Figura 1.2 Analogía del MPC con la conducción de un automóvil.

El MPC presenta ciertas ventajas sobre otros métodos, entre las que destacan:

- Resulta particularmente atractivo para personal sin conocimiento profundo de control, puesto que los conceptos resultan muy intuitivos, a la vez que la sincronización es relativamente fácil.
- Puede ser usado para controlar una gran variedad de procesos, desde aquellos con dinámica relativamente simple hasta otros más complejos incluyendo sistemas con grandes retardos, de fase no mínima o inestable.
- Permite tratar con facilidad el caso multivariable.
- Posee intrínsecamente compensación del retardo.
- Es una metodología completamente abierta basada en algunos principios básicos que permite futuras extensiones.

Pero, lógicamente, también presenta inconvenientes, uno de ellos es la carga de cálculo necesaria para la resolución de algunos algoritmos. Pero quizás el mayor

inconveniente venga marcado por la necesidad de disponer de un modelo apropiado del proceso y la sintonización del controlador.

1.3. ESTRATEGIA DE CONTROL

La estrategia de control que se utilizará es de gran importancia, ya que facilita la interpretación del funcionamiento de la planta que posteriormente se realizará el modelo.

La figura 1.3 muestra el análisis de la estrategia de control

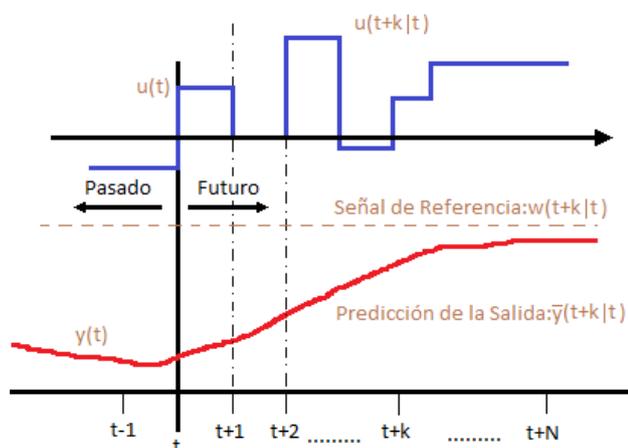


Figura 1.3 Estrategia del control predictivo

t es el tiempo

k instante de muestreo

N horizonte de predicción

$\hat{y}(t+k|t)$ Representa a las salidas predichas

$u(t+k|t)$ Señales de control futuras

$w(t+k)$ Trayectoria de referencia

- En cada instante t y haciendo uso del modelo del proceso se predicen las futuras salidas para un determinado horizonte N , llamado horizonte de predicción. Estas salidas predichas, para $k = 1 \dots N$ dependen de los valores conocidos hasta el instante t (entradas y salidas pasadas) y de las señales de

control futuras $k = 0 \dots N - 1$ que se pretenden mandar al sistema y que son las que se quieren calcular.

- El conjunto de señales de control futuras se calcula optimizando un determinado criterio en el que se pretende mantener el proceso lo más próximo posible a la trayectoria de referencia (que puede ser directamente el setpoint o una suave aproximación a éste). Este criterio suele tomar la forma de una función cuadrática de los errores entre la salida predicha y la trayectoria de referencia también predicha, incluyendo en muchos casos el esfuerzo de control. Si el criterio es cuadrático, el modelo lineal y no existen restricciones, se puede obtener una solución explícita; en otro caso, se debe usar un método iterativo de optimización. Adicionalmente se hace alguna suposición sobre la estructura de la ley de control futura, como por ejemplo que va a ser constante a partir de cierto instante.
- La señal de control $\mathbf{u}(t|t)$ es enviada al proceso mientras que las siguientes señales de control calculadas son desechadas, puesto que en el siguiente instante de muestreo ya se conoce $\mathbf{y}(t+1)$ y se repite el primer paso con este nuevo valor y todas las secuencias son actualizadas. Se calcula por tanto $\mathbf{u}(t+1|t+1)$ (que en principio será diferente al $\mathbf{u}(t+1|t)$ al disponer de nueva información), haciendo uso del concepto de horizonte deslizante.

Para llevar a cabo esta estrategia, se usa una estructura como la mostrada en la Figura 1.4 **Estructura básica del MPC**. Se hace uso de un modelo para predecir las salidas futuras del proceso, basándose en las futuras señales de control propuestas. Estas señales son calculadas por el optimizador teniendo en cuenta la función de coste (donde aparece el futuro error de seguimiento) así como las restricciones. Por tanto el modelo juega un papel decisivo en el controlador. El modelo elegido debe ser capaz de capturar la dinámica del proceso para poder predecir las salidas futuras al mismo tiempo que debe ser sencillo de usar y de comprender.

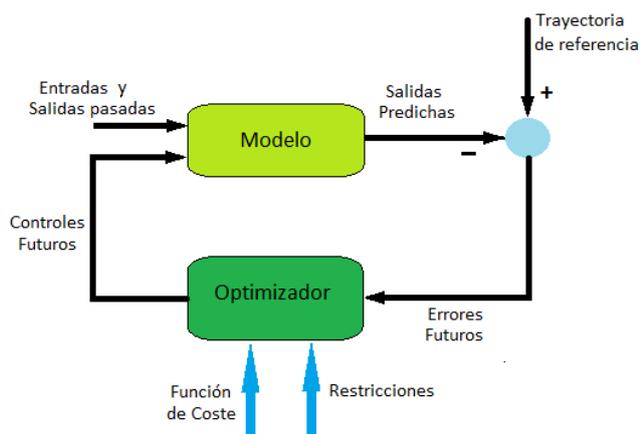


Figura 1.4 Estructura básica del MPC

El optimizador es otra parte fundamental de la estrategia pues proporciona las acciones de control. Si la función de coste es cuadrática, el mínimo se puede obtener como una función explícita de las entradas y salidas pasadas y de la trayectoria de referencia. Sin embargo, cuando existen restricciones de desigualdad la solución debe ser calculada por métodos numéricos con más carga de cálculo. (Ati, 2011)

1.4. ELEMENTOS DEL MPC

Los algoritmos presentados disponen de elementos comunes y para cada uno de estos elementos se pueden elegir distintas opciones para obtener distintos algoritmos.

Estos elementos son:

- Modelo de predicción
- Función Objetivo
- Obtención de la ley de Control

1.4.1. MODELO DE PREDICCIÓN

El elemento principal del MPC es el modelo, ya que un diseño completo debe incluir las herramientas necesarias para alcanzar el mejor modelo posible que debe ser lo bastante amplio para capturar al máximo la dinámica del proceso y debe ser capaz de permitir el cálculo de las predicciones a la vez que sea intuitivo y permita un análisis teórico. El uso del modelo del proceso viene determinado por la necesidad del cálculo

de la salida predicha en instantes futuros $\hat{y}(t + k|t)$. Las diferentes estrategias del MPC pueden usar distintos modelos para representar la relación de las salidas con las entradas medibles, algunas de las cuales serán variables manipuladas y otras se pueden considerar como perturbaciones medibles, que pueden ser compensadas por acción deslizante. Además tendrá un modelo de las perturbaciones, para intentar describir el comportamiento que no aparece reflejado en el modelo del proceso, englobándose aquí el efecto de las entradas no medibles, el ruido y los errores de modelado.

Para el estudio se puede separar el modelo en dos partes: el modelo del proceso propiamente dicho y el modelo de las perturbaciones. Cualquier método usará ambas partes para la predicción:

a. MODELO DEL PROCESO

Casi todas las formas posibles de modelar un proceso aparecen en alguna formulación de MPC siendo las más usadas las siguientes:

- **Respuesta Impulsional.** También conocido por secuencia de ponderación o modelo de convolución, aparece en el control algorítmico basado en modelo (MAC) y como caso especial también en el control predictivo generalizado (GPC) y el control adaptativo de Predicción extendida (EPSAC). La salida viene relacionada con la entrada por la ecuación

$$y(t) = \sum_{i=1}^{\infty} h_i u(t - i) \quad \text{Ec. 1}$$

Donde h_i son los valores muestreados obtenidos al someter al proceso a un impulso unitario de amplitud igual al proceso de muestreo como se muestra en la figura 1.5. Esta suma es truncada y sólo se consideran N valores (por tanto sólo permite representar procesos estables y sin integradores), teniendo

$$y(t) = \sum_{i=1}^N h_i u(t - i) = H(z^{-1})u(t) \quad \text{Ec. 2}$$

Donde $H(z^{-1}) = h_1 z^{-1} + h_2 z^{-2} + \dots + h_N z^{-N}$. Un inconveniente de este método es el gran número de parámetros que necesita, ya que N suele ser un valor elevado (del orden de 40-50). La predicción vendrá dada por:

$$\hat{y}(t + k|t) = \sum_{i=1}^N h_i u(t + k - i|t) = H(z^{-1}) u(t + k|t) \quad \text{Ec. 3}$$

Este método es ampliamente aceptado en la práctica industrial debido a que es muy intuitivo pues refleja claramente la influencia de un determinado fenómeno

En una determinada salida. Nótese que si el proceso es multivariable, las diferentes salidas reflejarán el efecto de las M entradas de la forma:

$$\mathbf{y}_i(t) = \sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^N \mathbf{h}_i^{kj} \mathbf{u}^k(t-i) \quad \text{Ec. 4}$$

Una gran ventaja de este método es que no requiere información previa sobre el proceso, con lo que el proyecto de identificación se simplifica, a la vez que permite describir fácilmente dinámicas complejas como fase no mínima o retardos.

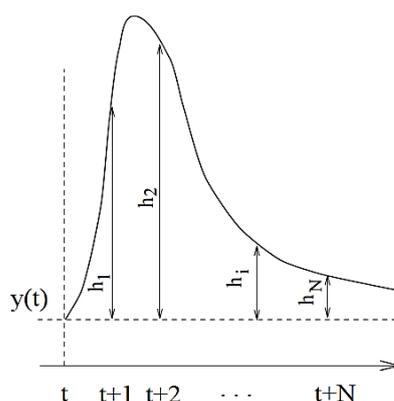


Figura 1.5 Respuesta impulsional.

Fuente: (Benavides, 2010)

- **Respuesta ante escalón.** Usado por el control con Matriz Dinámica (DMC) y sus variantes, es muy similar al anterior sólo que ahora la señal de entrada es un escalón. Para sistemas estables se tiene la respuesta truncada que será:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{y}_0 + \sum_{i=1}^N \mathbf{g}_i \Delta \mathbf{u}(t-i) = \mathbf{y}_0 + \mathbf{G}(z^{-1}) \mathbf{1} - z^{-1} \mathbf{u}(t) \quad \text{Ec. 5}$$

Donde las \mathbf{g}_i son los valores muestreados ante la entrada en escalón y $\Delta \mathbf{u}(t) = \mathbf{u}(t) - \mathbf{u}(t-1)$, según se muestra en la figura 1.6. El valor \mathbf{y}_0 puede tomarse 0 sin pérdida de generalidad, con lo cual el predictor será:

$$\hat{\mathbf{y}}(t+k|t) = \sum_{i=1}^N \mathbf{g}_i \Delta \mathbf{u}(t+k-i|t) \quad \text{Ec. 6}$$

Este método presenta las mismas ventajas e inconvenientes que el anterior.

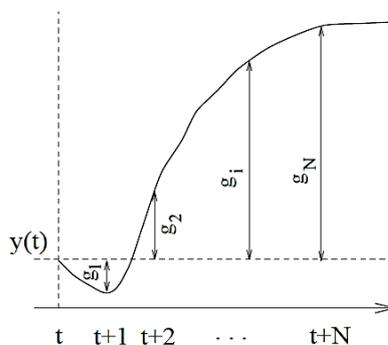


Figura 1.6 Respuesta ante escalón

Fuente: (Benavides, 2010)

- **Función de Transferencia.** Usando por GPC, Control predictivo unificado (UPC), control adaptativo de Predicción extendida (EPSAC), control adaptativo multivariable de varios pasos (MUSMAR) entre otros, utiliza el concepto de función de transferencia $G=B/A$ con lo que la salida viene dada por:

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t) \text{ Ec. 7}$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_{na}z^{-na}$$

$$B(z^{-1}) = b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_{nb}z^{-nb}$$

Por tanto la predicción vendrá dada por

$$\hat{y}(t+k|t) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})}u(t+k|k) \text{ Ec. 8}$$

Esta presentación es válida también para procesos inestables y posee la ventaja de necesitar pocos parámetros, aunque es fundamental un conocimiento a priori del proceso sobre todo en cuanto al orden de los polinomios A y B.

- **Espacio de Estados.** Usando por ejemplo en el PFC, tiene la siguiente representación:

$$x(t) = Ax(t-1) + Bu(t-1)$$

$$y(t) = Cx(t)$$

Siendo x el estado y A , B y C las matrices del Sistema, de entrada y de salida respectivamente. Para este modelo de predicción viene dada por

$$\hat{y}(t+k|t) = C\hat{x}(t+k|t) = C[A^k x(t) + \sum_{i=1}^k A^{i-1} B u(t+k-i|t)] \quad \text{Ec. 9}$$

Posee la ventaja de que sirve para multivariable a la vez que permite analizar la estructura interna del proceso (aunque a veces los estados obtenidos al discretizar no tienen ningún significado físico). Los cálculos pueden ser complicados, con la necesidad adicional de incluir un observador si los estados no son accesibles.

- **Otros.** También existen modelos no lineales para representar el proceso aunque el problema de su uso radica en que dan lugar a que el problema de optimización sea más complejo. Otras formas de representación son las redes neuronales y la lógica difusa, que han sido usadas en diferentes aplicaciones.

b. MODELO DE LAS PERTURBACIONES

De tanta importancia como la elección de un determinado modelo del proceso es la elección del modelo utilizado para representar las perturbaciones. Un modelo bastante extendido es el Autorregresivo Integrado de media Nula (ARIMA), en el que las perturbaciones, es decir las diferencias entre la salida medida y la calculada por el modelo, vienen dadas por:

$$n(t) = \frac{C(z^{-1})e(t)}{D(z^{-1})} \quad \text{Ec. 10}$$

Donde el polinomio $D(z^{-1})$ incluye implícitamente el integrador $\Delta = 1 - z^{-1}$, $e(t)$ es un ruido de media cero y normalmente el polinomio C se considera igual a uno. Este modelo se considera apropiado para dos tipos de perturbaciones: cambios aleatorios ocurridos en instantes aleatorios (por ejemplo cambio en la calidad del material) y en procesos con balance de energía y es usado directamente en GPC, EPSAC, UPC y con ligeras variaciones en otros métodos. Al incluir un integrador se consigue un control con error nulo en régimen permanente. (Benavides, 2010)

Haciendo uso de la ecuación

$$1 = E_k(z^{-1})D(z^{-1}) + z^{-k}F_k(z^{-1}) \quad \text{Ec. 11}$$

Se tiene

$$n(t) = E_k(z^{-1})e(t) + z^{-k} \frac{F_k(z^{-1})}{D(z^{-1})} e(t)$$

$$n(t+k) = E_k(z^{-1})e(t+k) + F_k(z^{-1})n(t) \quad \text{Ec. 12}$$

Y la predicción será

$$\hat{n}(t+k|t) = F_k(z^{-1})n(t) \quad \text{Ec. 13}$$

Si se combina la ecuación 13 con un modelo de función de transferencia (como el usado en el GPC), haciendo $D(z^{-1}) = A(z^{-1})(1 - z^{-1})$ se puede obtener la predicción de la salida:

$$\hat{y}(t+k|t) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(t+k|t) + F_k(z^{-1}) \left(y(t) - \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(t) \right)$$

$$\hat{y}(t+k|t) = F_k(z^{-1}) \left(y(t) + \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} (1 - z^{-k} F_k(z^{-1})) u(t+k|t) \right) \quad \text{Ec. 14}$$

Y haciendo uso de la ecuación 11 se obtiene la siguiente expresión para el predictor de k pasos

$$\hat{y}(t+k|t) = F_k(z^{-1}) \left(y(t) + E_k(z^{-1}) B(z^{-1}) \Delta u(t+k|t) \right)$$

Como caso particular del ARIMA se puede incluir la perturbación constante

$$n(t) = \frac{e(t)}{1-z^{-1}}$$

Cuya mejor predicción será $\hat{n}(t+k|t) = n(t)$. Este modelo de perturbación, combinado con el modelo de respuesta ante escalón es el usado en el DMC y métodos afines.

Una extensión de la anterior sería la:

$$n(t) = \frac{e(t)}{(1-z^{-1})^2} \quad \text{Ec. 15}$$

Siendo la predicción óptima $\hat{y}(t+k|t) = n(t) + c(t)k$. Análogamente otros modelos polinómicos de orden mayor pueden ser usados.

1.4.2. FUNCIÓN OBJETIVO

Los diversos algoritmos de MPC proponen distintas funciones que coste para la obtención de la ley de control. En general se persigue que la salida futura en el horizonte considerado siga a una determinada señal de referencia al mismo tiempo que se puede penalizar el esfuerzo de control requerido para hacerlo. La expresión general de tal función objetivo será:

$$J(N_1, N_2, N_u) = E \left\{ \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [y(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \right\} \quad \mathbf{Ec. 16}$$

En algunos métodos (por ejemplo MAC o DMC) el segundo sumando, que considera el esfuerzo de control, no es tenido en cuenta, mientras que en otros (UPC) también aparecen directamente los valores de la señal de control (no sus incrementos). En la función de coste se puede considerar:

- Parámetros: N_1 y N_2 son el horizonte mínimo y el máximo de coste (o de predicción) y N_u es el horizonte de control, que no tiene por qué coincidir con el horizonte máximo, como se verá posteriormente. El significado de N_1 y N_2 resulta bastante intuitivo: marcan los límites de los instantes en que se desea que la salida siga a la referencia. Así, si se toma un valor grande de N_1 es porque no importa que haya errores en los primeros instantes, lo cual provocará una respuesta suave del proceso. Se debe tomar en cuenta que, para procesos con tiempo muerto d no tiene sentido que N_1 sea menor que dicho valor, puesto que la salida no empezará a evolucionar hasta el instante $t+d$. Además, si el proceso es de fase no mínima, este parámetro permite eliminar de la función objetivo los primeros instantes de respuesta inversa.

Los coeficientes $\delta(j)$ y $\lambda(j)$ son secuencias que ponderan el comportamiento futuro. Usualmente se consideran valores constantes o secuencias exponenciales.

Por ejemplo se puede conseguir un peso exponencial de $\delta(j)$ a lo largo del horizonte usando:

$$\delta(j) = \alpha^{N_2-j}$$

Si α está comprendido entre 0 y 1, indica que se penaliza más los errores más alejados del instante t que a los más próximos, dando lugar a un control más suave y con menor esfuerzo. Si, por el contrario, $\alpha > 1$ es que se penalizan más los primeros errores, provocando un control más brusco. En el PFC sólo se contabiliza el error en ciertos puntos (puntos de coincidencia); esto se consigue fácilmente en la función objetivo dando a los elementos de la secuencia $\delta(j)$ valor uno en dichos puntos.

Todos estos valores pueden ser usados como parámetros de sintonización, obteniendo un abanico muy amplio de posibilidades con las que se puede cubrir un rango muy amplio de opciones, desde un control standard hasta una estrategia diseñada a medida para un proceso en particular.

- Trayectoria de referencia: Una de las ventajas del control predictivo es que si se conoce *a priori* (locución latina que significa “de lo anterior”) la evolución futura de la referencia, el sistema puede empezar a reaccionar antes de que el cambio se haya efectivamente realizado, evitando los efectos del retardo en la respuesta del proceso. En muchas aplicaciones la evolución futura de la referencia $r(t+k)$ es conocida de antemano, como en Robótica, servos o procesos grupales; en otras aplicaciones aunque la referencia sea constante, se puede conseguir una sensible mejora de prestaciones simplemente conociendo el instante de cambio de valor y adelantándose a esa circunstancia.

En el criterio de minimización de la ecuación 16, la mayoría de los métodos suelen usar una trayectoria de referencia $w(t+k)$ que no tiene por qué coincidir con la referencia real. Normalmente será una suave aproximación desde el valor actual de la salida $y(t)$ a la referencia conocida como el sistema de primer orden:

$$w(t) = y(t) \quad w(t+k) = \alpha w(t+k-1) + (1-\alpha)r(t+k) \quad k = 1 \dots N \quad \text{Ec. 17}$$

α es un parámetro comprendido entre 0 y 1 (mientras el próximo a 1 más suave será la aproximación) que constituye un valor ajustable que influirá en la respuesta dinámica del sistema. En la Figura 1.7 *Trayectoria de referencia* se

muestra la forma de la trayectoria cuando la referencia $r(t+k)$ es constante y para dos valores distintos de α ; para valores pequeños de este parámetro se tiene un seguimiento rápido (w_1) mientras que si aumenta la trayectoria de referencia será w_2 dando lugar a una respuesta más suave.

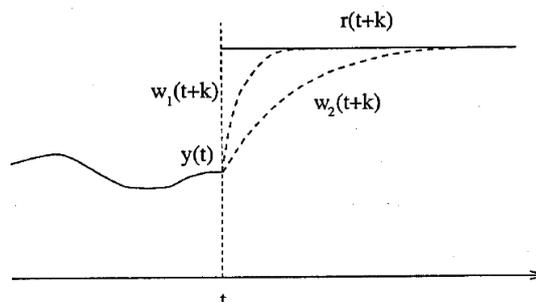


Figura 1.7 Trayectoria de referencia

Fuente: (Limón, 2002)

Otra estrategia es la usada en el PFC, útil para setpoints variables:

$$w(t+k) = r(t+k)\alpha^k(y(t) - r(t)) \quad \text{Ec. 18}$$

La trayectoria de referencia puede servir para especificar el comportamiento en bucle cerrado; esta idea es usada en el GPC o el EPSAC definiendo una salida auxiliar:

$$\psi(t) = B(z^{-1})w(t) \quad \text{Ec. 19}$$

El error en la función objetivo vendrá dado ahora por $\psi(t+k) - w(t+k)$. $P(z^{-1})$ tiene ganancia estática unidad y lo que se consigue es la generación de una trayectoria de referencia con la dinámica definida por $1/P(z^{-1})$ y valor inicial el de la salida medida.

$$\psi(t) = B(z^{-1})/P(z^{-1})w(t) \quad \text{Ec.20}$$

En definitiva equivale a colocar los polos del bucle cerrado en los ceros del polinomio $P(z^{-1})$.

- Restricciones: En la práctica, todos los sujetos están sujetos a restricciones. Los actuadores tienen un campo limitado de acción así como una determinada

velocidad de cambio (*slew rate*), como es el caso de las válvulas, limitadas por las posiciones de totalmente abierta o cerrada y por la velocidad de respuesta. Razones constructivas, de seguridad o medioambientales o bien los propios rangos de los sensores pueden causar límites en las variables del proceso, tales como niveles en depósitos, caudales en tuberías o temperaturas y presiones máximas. Además, normalmente las condiciones de operación vienen definidas por la intersección de ciertas restricciones por motivos fundamentalmente económicos, con lo que el sistema de control operará cerca de los límites. Todo lo expuesto anteriormente hace necesaria la introducción de restricciones en la función a minimizar.

Muchos algoritmos predictivos tienen intrínsecamente el tema de las restricciones (MAC, DMC) por lo cual ha tenido gran éxito en la industria, mientras que los otros pueden incorporar después (GPC). Normalmente se consideran límites en la amplitud y el *slew rate* de la señal de control y límites de las salidas:

$$\begin{aligned} u_{min} &\leq u(t) && \leq u_{max} && \forall t \\ du_{min} &\leq u(t) - u(t-1) && \leq du_{max} && \forall t \\ y_{min} &\leq y(t) && \leq y_{max} && \forall t \end{aligned}$$

Con la adición de estas restricciones a la función objetivo, la minimización resulta más compleja, no pudiendo obtenerse la solución analíticamente como el caso sin restringir. (Limón, 2002)

1.4.3. OBTENCIÓN DE LA LEY DE CONTROL

Para obtener los valores $u(t+k|t)$ será necesario minimizar la funcional J de la ecuación 16. Para ello se calculan los valores de las salidas predichas $\hat{y}(t+k|t)$ en función de valores pasados de entradas y salidas y de señales de control futuras, haciendo uso del modelo que se haya elegido y se sustituye en la función de coste, obteniendo una expresión cuya minimización conduce a los valores buscados. Para el criterio cuadrático si el modelo es lineal y no existen restricciones se puede obtener una solución analítica, en otro caso se debe usar un método iterativo de optimización.

De cualquiera de las maneras la obtención de la solución no resulta trivial pues existirán $N_2 - N_1 + 1$ variables independiente, valor que puede ser elevado (del orden de 10 a 30). Con la idea de reducir estos grados de libertad se puede proponer cierta estructura a la ley de control. Además se han encontrado que esta estructuración de la ley de control produce una mejora en la robustez y en el comportamiento general del sistema, debido fundamentalmente a que el hecho de permitir la libre evolución de las variables manipuladas (sin estructurar) puede conducir a señales de control de alta frecuencia no deseables y que en el peor de los casos podrían conducir a inestabilidad.

En esta estructura de la ley de control se plasma en el uso del concepto de horizonte de control (N_u), usado en control con matriz dinámica, control predictivo generalizado, control adaptativo de predicción extendida, que consiste en considerar que tras un cierto intervalo $N_u < N_2$ no hay variación en las señales de control propuestas, es decir:

$$\Delta_u(t + j - 1) = 0 \quad jN_u$$

Lo cual es equivalente a dar pesos infinitos a los cambios de control a partir de cierto instante. El caso límite sería considerar N_u igual a 1 con lo que todas las acciones futuras serían iguales a $u(t)^2$.

Otra forma de estructurar la ley de control es mediante el uso de funciones base, procedimiento usado en el PFC y que consiste en representar la señal de control como combinación lineal de unas funciones base predeterminadas:

$$u(t + k) = \sum_{i=1}^n \alpha_i(t) B_i(k) \quad \mathbf{Ec. 21}$$

Las B_i se eligen según la naturaleza del proceso y de la referencia, siendo normalmente de tipo polinómico

$$B_0 = 1 \quad B_1 = k \quad B_2 = k^2 \dots$$

Como se indicó previamente, en presencia de restricciones no existe una solución analítica, teniendo que recurrir a métodos de programación cuadrática que conllevan gran carga de cálculo. Sin embargo sí existe una solución analítica cuando se impone la condición de que la salida alcanza el valor de referencia en un determinado instante, método usado en el “control estabilizador de entrada/salida y horizonte deslizante”, (CRHPC) muy cercano al GPC y que garantiza resultados de estabilidad, el cual será tratado más adelante. (Rodríguez & Bordons, 2005)

1.5. CONTROL PREDICTIVO EN LABVIEW

El software LabVIEW contiene un toolkit denominado “Control Desing & Simulation”. Este toolkit contiene VI’s que nos permitirán crear un control MPC.

A continuación se analizan parámetros que se usan para definir el control MPC en LabVIEW.

1.5.1. DEFINICIÓN DE LOS HORIZONTES DE CONTROL Y PREDICCIÓN

Cuando se construye un controlador MPC, se debe proporcionar la siguiente información:

- **Horizonte de predicción (N_p).** El número de muestras en el futuro durante el cual el controlador MPC predice la salida de la planta. Este horizonte es fijado para la duración de la ejecución del controlador.
- **Horizonte de Control (N_c).** El número de muestras dentro del horizonte de predicción durante el cual el control MPC puede afectar la acción de control. . Este horizonte es fijado para la duración de la ejecución del controlador.

El valor que especifique para el horizonte de control debe ser menor que el valor que especifique para el horizonte de predicción.

En la Figura 1.8 **Horizontes de control y predicción**, se observa que en el instante k el controlador MPC predice la salida de la planta para el instante $k + N_p$. También observe que la acción de control no cambia después de que el horizonte de control termina.

Para la siguiente muestra en el tiempo $k + 1$, la predicción y horizonte de control se mueven adelante en el tiempo, y el controlador MPC predice la salida de la planta de nuevo.

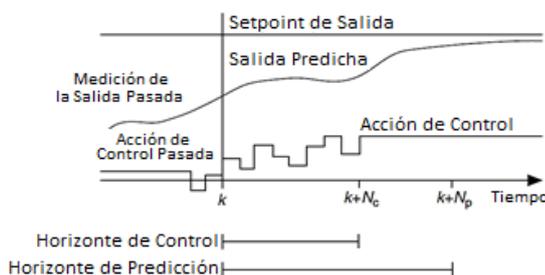


Figura 1.8 Horizontes de control y predicción.

Fuente: (National Instruments, 2008)

La figura 1.9, indica como el horizonte de predicción se mueve para cada muestra en el tiempo k .

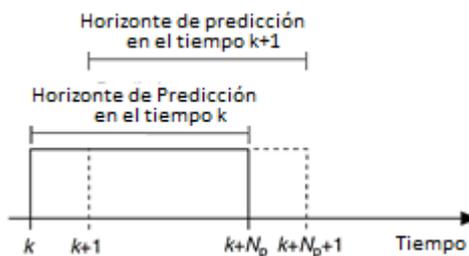


Figura 1.9 Movimiento del horizonte de predicción adelante en el tiempo.

Fuente: (National Instruments, 2008)

El horizonte de control se mueve hacia adelante junto con el horizonte de predicción. Antes de avanzar adelante, el controlador envía la acción de control $u(k)$ a la planta.

1.5.2. ESPECIFICACIÓN DE RESTRICCIONES

Además de las matrices de peso en la función de costos, se puede especificar restricciones sobre los parámetros del controlador MPC. Se debe tomar en cuenta que las matrices ajustan las prioridades de la acción de control, la tasa de cambio de la acción de control, y de las salidas de la planta. Las restricciones son límites sobre los valores de cada uno de estos parámetros.

Se puede especificar las restricciones usando el método de optimización Dual o el método de la función Barrier.

a. MÉTODO DE OPTIMIZACIÓN DUAL

El método de optimización dual especifica los valores inicial y final, mínimo y máximo de la acción de control, la tasa de cambio en acción de control, y la salida de la planta. Se utiliza estas restricciones para representar restricciones en el mundo real sobre los valores de estos parámetros.

Cuando se utiliza el método de optimización dual, todas las restricciones se ponderan igual y por encima de cualquier ponderación de costos que se especifique. Es decir las restricciones que se especificaron nunca serán excedidas.

Debido a que todas las restricciones tienen el mismo peso cuando se utiliza el método de optimización Dual, no puede reflejar las diferencias en el costo o importancia para diferentes parámetros.

b. MÉTODO DE FUNCIÓN BARRIER

Como el método de optimización dual, el método de función Barrier especifica los valores inicial y final, mínimo y máximo de la acción de control, la tasa de cambio en acción de control, y la salida de la planta. Sin embargo, el método de función barrier también asocia una penalidad y una tolerancia con cada una de estas restricciones. La penalidad sobre una restricción específica cuanto el algoritmo del MPC puede seguir sin alcanzar el valor de la restricción. La tolerancia especifica la distancia desde el valor de la restricción cuando la penalidad empieza a activarse. Para especificar la penalidad sobre las restricciones, se puede priorizar las restricciones y los pesos de costo de un controlador. (National Instruments, 2008)

1.5.3. ESPECIFICACIÓN DEL SETPOINT DE ENTRADA Y SALIDA Y PERFILES DE PERTURBACIÓN

El controlador MPC opera comparando los valores del setpoint de entrada y salida de la planta. Este perfil de setpoint contiene los valores predichos de la acción de control y los setpoints de salida en ciertos instantes de tiempo. Estos valores se envían al controlador MPC, cuando calcula el error se compara las entradas y salidas

predichas del perfil del setpoint. El controlador MPC trata de reducir este error minimizando la función de costo. (National Instruments, 2008)

1.6. IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS EN MATLAB

(Wang L., 2009) En su libro indica, que el software MATLAB contiene una herramienta denominada “System Identification Tool”. Esta herramienta permite la construcción de modelos matemáticos.

1.6.1. HERRAMIENTA DE IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS (IDENT)

La herramienta de Identificación de Sistemas que ofrecen MATLAB, tiene funciones como los bloques del Simulink, y una aplicación para la construcción de modelos matemáticos de sistemas dinámicos a partir de datos de entrada-salida medidos.

Permite crear y utilizar modelos de sistemas dinámicos no fáciles de modelar a partir de los primeros principios o especificaciones. Puede utilizar los datos de dominio de tiempo y dominio de la frecuencia de entrada-salida para identificar las funciones de transferencia de tiempo discreto y de tiempo continuo, modelos de procesos y modelos de espacios de estado. La caja de herramientas también proporciona algoritmos para la estimación de parámetros en línea incorporada.

La caja de herramientas proporciona técnicas de identificación como de máxima verosimilitud, la minimización de errores de predicción (PEM), y el subespacio del sistema de identificación. Para representar la dinámica de sistemas no lineales, se puede estimar modelos Hammerstein-Wiener y modelos no lineales ARX con la red de onda, árbol-partición, y no lineales de red sigmoide. La caja de herramientas realiza la identificación del sistema de color gris-box para la estimación de parámetros de un modelo definido por el usuario. Puede utilizar el modelo identificado para la predicción de respuesta del sistema y el modelado de la planta en Simulink. La caja de herramientas también es compatible con el modelado de datos de series de tiempo y el pronóstico de series de tiempo.

a. ANÁLISIS Y PROCESO DE DATOS

En la preparación de los datos para la identificación de modelos, es necesario especificar información como nombres de los canales de entrada-salida, tiempo de muestreo, y el comportamiento entre muestras. La caja de herramientas permite adjuntar esta información a los datos, lo que facilita la visualización de datos, conversión de dominio, y diversas tareas de pre-procesamiento.

Los datos medidos a menudo tienen compensaciones, deslizamientos lentos, valores atípicos, valores perdidos y otras anomalías. La caja de herramientas elimina este tipo de anomalías por las operaciones que realizan, como, filtrado, muestreo, y la reconstrucción de los datos que faltan. En la caja de herramientas se puede analizar la idoneidad de los datos para la identificación y proporcionar diagnósticos sobre la persistencia de la excitación, la existencia de circuitos de retroalimentación, y la presencia de no linealidades.

La caja de herramientas estima las respuestas de impulso y de frecuencia del sistema directamente de los datos medidos, con el uso de estas respuestas, se puede analizar las características del sistema, tales como constantes dominantes de tiempo, retrasos de entrada, y las frecuencias resonantes. También puede utilizar estas características para configurar los modelos paramétricos durante la estimación.

b. ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL MODELO

Los modelos paramétricos, tales como funciones de transferencia o modelos de espacio de estado, utilizan un pequeño número de parámetros para capturar la dinámica del sistema. El Sistema de Identificación estima los parámetros del modelo y sus incertidumbres de los datos de respuesta en frecuencia del tiempo de respuesta y puede analizar estos modelos utilizando el tiempo de respuesta y la frecuencia de respuesta en las gráficas como, paso, impulso, diagramas de Bode, y mapas de polos y ceros.

c. VALIDACIÓN DE RESULTADOS

La herramienta de Identificación de Sistemas ayuda a validar la precisión de los modelos identificados utilizando conjuntos independientes de datos medidos de un sistema real, para un determinado conjunto de datos de entrada, la caja de herramientas

calcula la salida del modelo identificado y le permite comparar esa salida con la salida medida de un sistema real, también puede ver el error de predicción y producir el tiempo de respuesta y la respuesta en frecuencia con límites de confianza para visualizar el efecto de la incertidumbre de los parámetros en las respuestas modelo.

d. IDENTIFICACIÓN MODELO LINEAL

La identificación de Sistemas nos permite estimar las funciones de transferencia de tiempo discreto continuo o con múltiples salidas de entradas múltiples con un determinado número de polos y ceros, puede especificar el retardo de transporte o dejar que la caja de herramientas a determinar de forma automática. En los casos donde se necesita un modelo de tiempo continuo de orden inferior en forma de polos y ceros, la caja de herramientas permite estimar modelos de procesos, que son funciones de transferencia simples que involucran tres o menos polos y, opcionalmente, un cero, un tiempo de retardo, y un integrador.

e. ESTIMACIÓN DE FUNCIONES DE TRANSFERENCIA Y MODELOS DE PROCESOS

Calcula las funciones de transferencia de tiempo discreto de tiempo continuo y modelos de procesos y de bajo orden. Utiliza los modelos de estimación para el análisis y diseño de control. Puede identificar modelos polinomiales y de espacio de estado utilizando rutinas de estimación proporcionada en la caja de herramientas, estas rutinas incluyen modelos autorregresivos (ARX, ARMAX), los modelos de Box-Jenkins, modelos de salida-error y parametrizaciones de espacio de estado. Las técnicas de estimación son de máxima verosimilitud, los planes de minimización de predicción de error y los métodos de subespacios basados en N4SID, CVA, y algoritmos MOESP, también puede estimar un modelo del ruido que afecta al sistema observado, para todas las estimaciones, pueden designar los parámetros del modelo fijos y especificar límites para los parámetros libres.

f. MODELO DE IDENTIFICACIÓN NO LINEAL

Cuando los modelos lineales no son suficientes para capturar la dinámica del sistema, puede utilizar Sistema de identificación para estimar modelos no lineales, como ARX no lineal y Hammerstein-Wiener.

Los modelos no lineales ARX permiten modelar la no linealidad utilizando redes de tren de ondas, particionamiento, redes sigmoide, y redes neuronales utilizando modelos Hammerstein-Wiener, se puede estimar las distorsiones no lineales estáticas presentes en la entrada y salida de un sistema lineal de otro modo; Por ejemplo, se pueden estimar los niveles de saturación que afectan a la corriente de entrada se ejecuta un motor de corriente continua, o capturar una no linealidad compleja en la salida usando una no linealidad lineal por tramos.

g. ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS EN MODELOS DEFINIDOS POR EL USUARIO

Un modelo definido por el usuario en caja gris (gris-box), es un conjunto de ecuaciones diferenciales con algunos parámetros desconocidos. Una vez que se comprenda el funcionamiento dinámico del sistema y después de representar el sistema como un modelo gris-box, la herramienta de identificación de sistemas, permite especificar la estructura del modelo y podrá valorar sus parámetros utilizando técnicas de optimización no lineal. Para los modelos lineales, puede especificar explícitamente la estructura de las matrices de espacio de estado e imponer restricciones sobre los parámetros identificados. Puede especificar las ecuaciones diferenciales como en lenguaje de MATLAB, C, C++.

h. ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS EN LÍNEA

La herramienta de identificación de sistemas ofrece bloques de Simulink para la estimación de parámetros en línea. Las solicitudes para la estimación de parámetros en línea incluyen la supervisión de fallos y el control adaptativo, además permite realizar dos tipos de estimación de parámetros en línea: estimación de modelo polinomial recursivo y la estimación de mínimos cuadrados recursivos.

El bloque de estimación de modelo polinomial recursivo calcula en tiempo discreto, los modelos polinomiales de ARX o estructura ARMAX a partir de los datos de entrada y salida que se proporcionan como entradas al bloque. La caja de herramientas le permite especificar el orden del modelo y seleccionar el método de estimación de usar.

Las estimaciones recursivas muestran parámetros de un modelo, que asigna los datos a una salida del modelo. El modelo tiene que ser una combinación lineal de los regresores, pero puede ser usado para describir sistemas no lineales. (Bemporad, Morari, & Lawrence, 2014)

1.7. TARJETA NI myRIO

La compañía National Instruments desarrolló la tarjeta NI myRIO, que es un hardware embebido diseñado específicamente para facilitar el desarrollo de sistemas de ingeniería avanzados, de manera más rápida y económica que antes.

Actualmente existen disponibles dos versiones, la versión cubierta de NI myRIO (NI myRIO-1900) ofrece habilidad WiFi, 3 puertos de E/S y una cubierta, mientras que la versión de tarjeta únicamente (NI myRIO-1950) ofrece un tamaño más pequeño sin WiFi y con 2 puertos de E/S.

NI myRIO está basado en la tecnología de E/S reconfigurables (RIO), la cual le brinda la habilidad de programar un procesador ejecutando un SO en tiempo real y un FPGA personalizado. Además del software NI LabVIEW, el procesador NI myRIO es completamente programable en C o C++ usando la configuración predeterminada de fábrica colocada en el FPGA. Solamente se puede personalizar el FPGA usando el Módulo LabVIEW FPGA.

Por medio de sus componentes internos, acceso a software transparente y biblioteca de recursos y tutoriales, NI myRIO es una herramienta accesible para enseñar múltiples conceptos de diseño en un dispositivo y brinda a los estudiantes la tecnología para completar proyectos de diseño del mundo real en un semestre. (National Instruments, 2013)



Figura 1.10 Tarjeta NImyRIO - 1900

FUENTE: (National Instruments, 2013)

CAPÍTULO II

2. ANÁLISIS, DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN

2.1. ESTACIÓN DE CONTROL DE PROCESOS FESTO.

Para realizar la implementación del control predictivo multivariable de nivel y temperatura, se dispone de la estación de trabajo compacta FESTO MPS PA, que es un módulo de trabajo didáctico, posee diversas aplicaciones como por ejemplo la regulación de nivel, caudal, presión y temperatura.

A continuación en la figura 2.1 se describen las partes principales de la estación de procesos FESTO MPS PA.

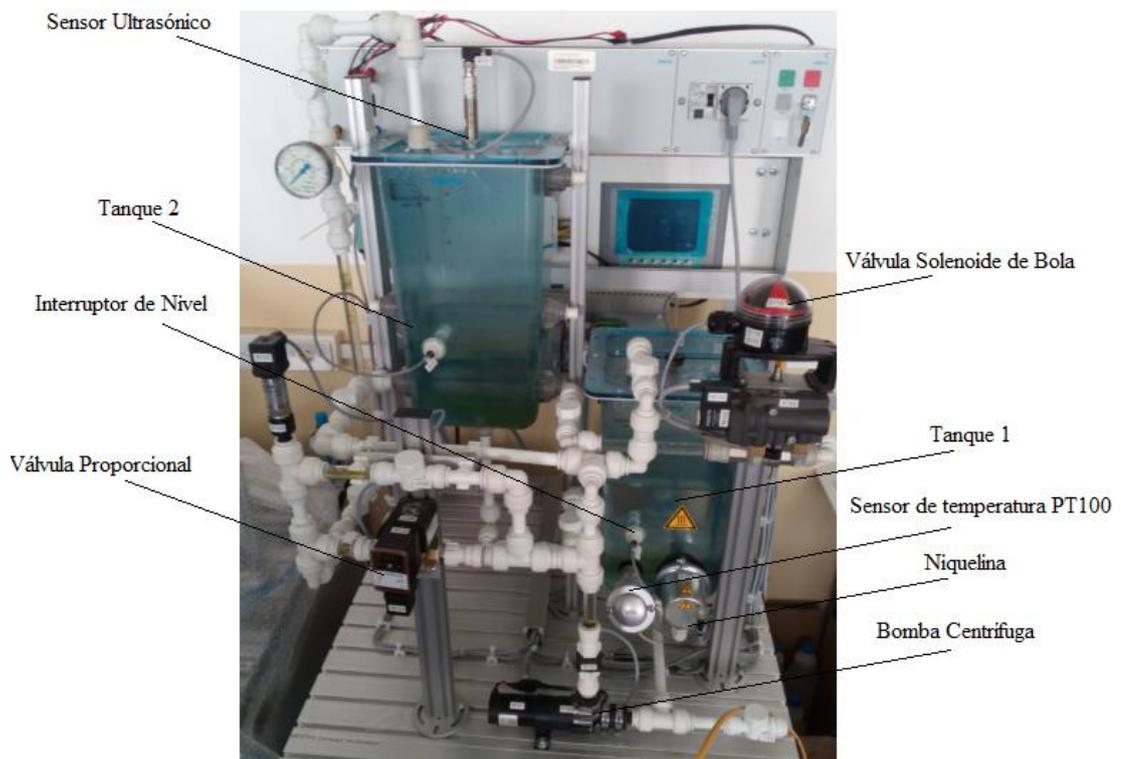


Figura 2.1 Estación de Trabajo Compacta FESTO MPS PA.

La estación MPS PA combina 4 tramos de regulación con sensores y actuadores análogos y digitales.

- Sistema de regulación de nivel
- Sistema de regulación de flujo
- Sistema de regulación de presión

- Sistema de regulación de temperatura

Los cuatro tramos de regulación de la estación de trabajo compacta pueden funcionar de forma individual. El tramo de regulación de nivel y de caudal puede configurarse como regulación en cascada con un controlador adecuado.

El diseño de los sensores y actuadores permiten experimentar con tipos de reguladores tanto continuos como proporcionales (P), integral (I), proporcional integral (PI), proporcional integral Derivativo (PID), además de otros tipos de controladores avanzados.

La bomba centrífuga puede operarse con mando directo o con regulación de las revoluciones, para el control predictivo es conveniente utilizar un mando directo, ya que se utiliza la válvula proporcional en el control y regulación del caudal hacia el tanque 2.

En el retorno entre el tanque elevado **2** y el depósito de reserva inferior **1**, hay instalada una válvula de bola de dos vías con actuador neumático para procesos. La válvula de bola de 2 vías se puede emplear para simular un "consumidor" a fin de activar magnitudes perturbadoras en el tramo de regulación de nivel.

2.1.1. FUNCIONAMIENTO DE LA ESTACIÓN DE TRABAJO COMPACTA MPS PA.

El control de nivel se lo realiza mediante la bomba centrífuga, que envía el líquido a través de las tuberías hasta la válvula proporcional, la cual regula el caudal, posteriormente el líquido es vertido en el tanque de depósito 2. El sensor ultrasónico detecta el nivel del tanque y envía una señal al controlador para abrir o cerrar la válvula proporcional. El tanque es vaciado con la válvula solenoide de bola, que vierte el líquido en el tanque 1. Si el líquido está por encima del nivel del interruptor de nivel, la niquelina puede ser activada. La PT 100 ubicada junto a la niquelina envía datos de temperatura al controlador, el cual toma las acciones necesarias para activar o desactivar la niquelina.

En la figura 2.2 se tiene un diagrama p&id de la estación de trabajo compacta FESTO MPS PA.

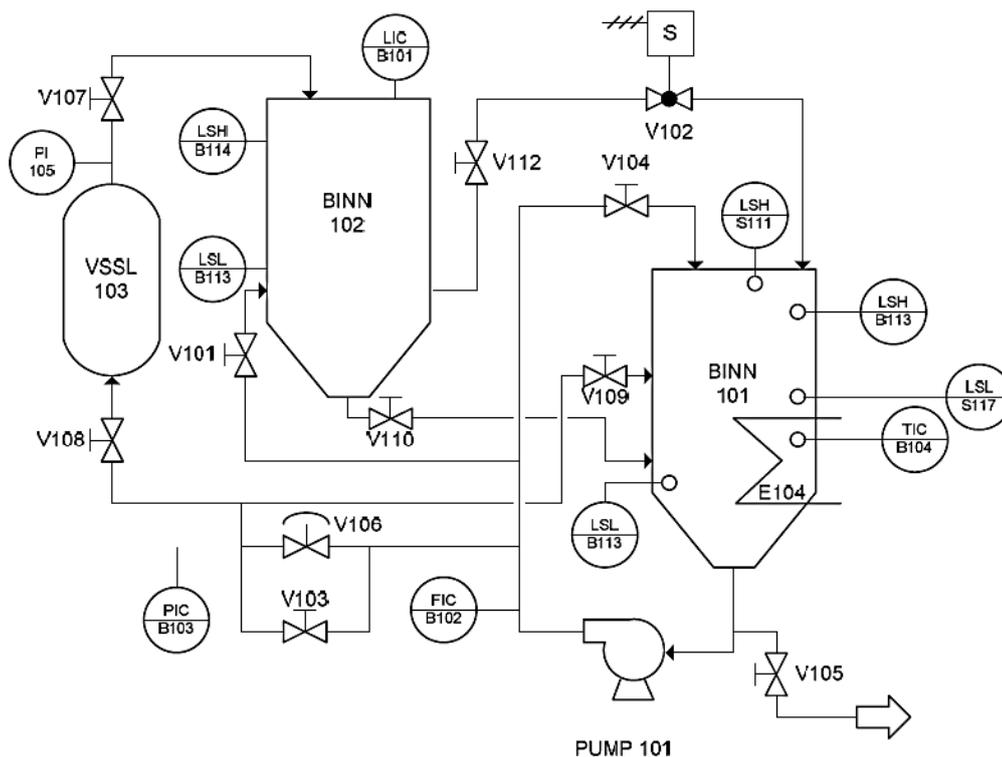


Figura 2.2 Diagrama p&id estación de trabajo compacta FESTO MPS PA.

En la tabla 2.1 que se indica a continuación se describe la nomenclatura del diagrama p&id de la estación de trabajo compacta FESTO MPS PA (FESTO, 2008).

**Tabla 2.1
Nomenclatura Diagrama p&id de la Estación de Trabajo Compacta FESTO
MPS PA.**

| Nombre del Componente | Nomenclatura |
|---------------------------|--|
| Válvulas Manuales | V101,V103,V104,V105,V107,V108,V109,V110,V112 |
| Válvula Solenoide de Bola | V102 |
| Válvula Proporcional | V106 |
| Bomba Centrífuga | PUMP 101 |
| Tanque de Presión | VSSL 103 |
| Niquelina | E104 |
| PT 100 | TIC 104 |
| Sensor Ultrasónico | LIC 101 |
| Sensores nivel alto | LSH B113, LSH B114, LSH S111 |
| Sensores nivel bajo | LSL B113 |
| Sensor Flotador | LSL S117 |
| Sensor de Caudal | FIC B102 |
| Sensor de Presión | PIC B103 |
| Manómetro | PI 105 |
| Tanque de Presión | VSSL 103 |
| Tanques de Depósito | BINN 101, BINN 102 |

2.1.2. REQUERIMIENTOS BÁSICOS DEL SISTEMA.

La estación de trabajo compacta MPS PA es alimentada con una fuente de 24 Vdc, además la niquelina se la alimenta con 220Vac.

Las diferentes señales de los sensores son convertidas mediante el uso de 2 transductores, el uno transforma la señal de corriente a una de voltaje y el otro de resistencia a voltaje.

La válvula solenoide de bola es accionada con aire, por lo el sistema está conectado a un compresor de 0.5 hp.

La niquelina cuenta con una protección interna, la cual controla que exceda su temperatura de trabajo y una protección externa que, mediante un flotador impide que la niquelina funcione en seco, ósea por encima del nivel del agua.

2.1.3. ESPECIFICACIONES DE LOS DIFERENTES COMPONENTES DE LA ESTACIÓN DE CONTROL DE PROCESOS FESTO.

La tabla 2.2 muestra las características y especificaciones de los componentes de la estación de trabajo compacta MPS PA.

Tabla 2.2
Características de los componentes de la Estación de trabajo Compacta FESTO MPS PA.

| Componente | Características |
|--------------------------------|---|
| Tanques de depósito de líquido | Número 2 Capacidad 10 lt cada uno Temperatura de trabajo 0-100°C |
| Bomba Centrífuga | Potencia 0,034 Hp Presión 0,15 bar Caudal 0-6 lt/min Configuración ON/OFF 24Vdc Análoga 0-10Vdc |
| Niquelina | Temperatura de trabajo hasta 65°C Alimentación 220Vac |
| Válvula de Solenoide de Bola | Accionamiento Aire Presión 3-8 Bar Alimentación 24 Vdc |
| Válvula proporcional | Alimentación 24 Vdc Control Análogo 0-10 Vdc |
| PT 100 | Rango de operación 0-100°C Salida 80-140 Ohms |
| Sensor Ultrasónico de Nivel | Rango de Operación 50-300mm Salida 4-20 mA Resolución 0,36mm |

2.2. TARJETA NI myRIO-1900

2.2.1. PARTES Y COMPONENTES DE LA TARJETA NI myRIO-1900

En la figura 2.3 se detallan las partes principales y los accesorios de la tarjeta NI myRIO-1900.

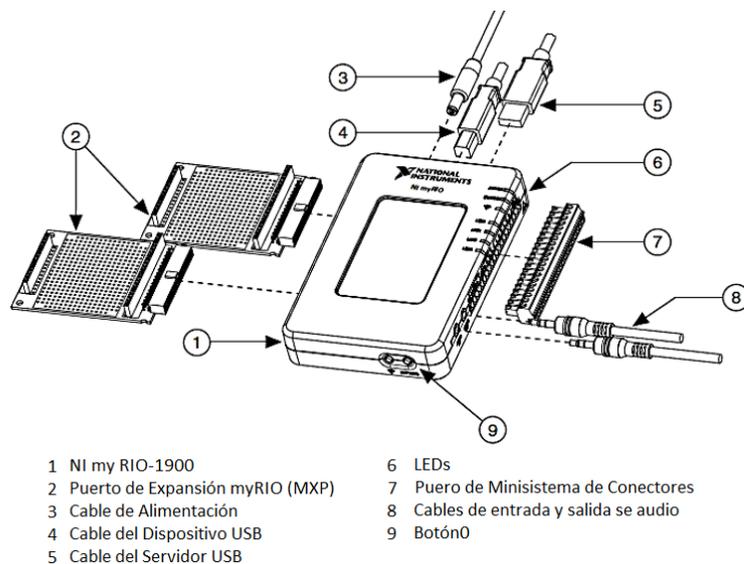


Figura 2.3 Puertos y accesorios tarjeta NI myRIO -1900

FUENTE: (National Instruments, User Guide and Specifications NI myRIO-1900, 2013)

2.2.2. ESPECIFICACIONES TÉCNICAS DE LA TARJETA NI myRIO-1900

Antes de programar una tarjeta NI myRIO es de mucha importancia conocer las especificaciones técnicas y recomendaciones del fabricante, a continuación la tabla 2.3 indica las características técnicas de la tarjeta NI myRIO-1900.

Tabla 2.3
Especificaciones técnicas de la tarjeta NI myRIO -1900.

| CARACTERÍSTICA | RANGO DE OPERACIÓN |
|----------------------|--------------------|
| Temperatura Ambiente | 0-40°C |
| PROCESADOR | |
| Tipo | Xilinx Z-7010 |
| Velocidad | 667 MHz |
| # de núcleos | 2 |
| MEMORIA | |
| No Volátil | 256 MB |
| Memoria DDR3 | 512 MB |
| Frecuencia DDR3 | 533 MHz |

CONTINÚA 

| | |
|---------------------------------|---|
| Anchos de Bus de Datos | 16 bits |
| FPGA | |
| Tipo | Xilinx Z-7010 |
| CARACTERÍSTICAS WIRELESS | |
| Modalidad de Radio | IEEE 802.11 b,g,n |
| Banda de Frecuencia | ISM 2.4 GHz |
| Ancho de Banda | 20 MHz |
| ACELERÓMETRO | |
| # de ejes | 3 |
| Rango | ± 8g |
| Resolución | 12 bits |
| Frecuencia de muestreo | 800 S/s |
| Ruido | 3.9 mg_{rms} normal a 25°C |

Según el manual de guía de especificaciones del usuario (National Instruments, 2013), La tarjeta cuenta con tres puertos identificados A, B y C. En la tabla 2.4 se muestra la distribución de los pines y descripción de señales del puerto A y B.

Tabla 2.4

Descripción de señales del puerto MXP conectores A y B.

| Señal | Referencia | Dirección | Descripción |
|-------------|------------|------------------|--|
| +5V | DGND | Salida | Voltaje de Salida +5V |
| AI <0..3> | AGND | Entrada | 0-5V referenciados, canales de entrada analógicos de un solo terminal |
| AO <0..1> | AGND | Salida | 0-5V referenciados, canales de salida analógicos de un solo terminal |
| AGND | N/A | N/A | Referencia para la entrada y salida analógica |
| +3.3V | DGND | Salida | Voltaje de Salida +3.3V |
| DIO <0..15> | DGND | Entrada o Salida | líneas digitales de propósito general con la salida 3.3V, entrada compatible 3.3V/5V |
| UART.RX | DGND | Entrada | Recibe la entrada UART, que son líneas eléctricamente idénticas a las DIO |

CONTINÚA 

| | | | |
|---------|------|--------|---|
| UART.TX | DGND | salida | Transmite la salida UART, que son líneas eléctricamente idénticas a las DIO |
| DGND | N/A | N/A | Referencia para la señal digital,+5V y +3.3V |

La tabla 2.5 indica la descripción de señales del puerto MSP conector C.

Tabla 2.5
Descripción de señales del puerto MSP conector C

| Señal | Referencia | Dirección | Descripción |
|------------------------|------------|------------------|--|
| +15V/-15V | AGND | Salida | Voltaje de Salida+15V/-15V |
| AI0+/AI0- AI1+/AI1- | AGND | Entrada | ±10 V, canales de entrada analógica diferencial. |
| AO <0..1> | AGND | Salida | Referenciado a ±10 V, canal de salida analógica de un solo terminal. |
| AGND | N/A | N/A | Referencia para la entrada y la salida analógica y la salida de voltaje de +15V/-15V |
| +5V | DGND | Salida | Voltaje de Salida +5V |
| DIO <0..15> | DGND | Entrada o Salida | Líneas digitales de propósito general con salida de 3.3V |
| DGND | N/A | N/A | Referencia para la línea digital y un voltaje de salida de +5V |

2.3. DISEÑO DEL ALGORITMO DE CONTROL PREDICTIVO MULTIVARIABLE

Para realizar el algoritmo de control predictivo multivariable es necesario seguir en orden tres pasos:

- Configuración de la tarjeta NImyRIO-1900.
- Linealización de Sensores.
- Modelado del Sistema.

2.3.1. CONFIGURACIÓN DE LA TARJETA NI-myRIO-1900

Antes de realizar el diseño del algoritmo de control predictivo multivariable, es necesario saber la configuración, tanto de las aplicaciones como de la comunicación de la tarjeta NI-myRIO.

El primer paso es, instalar el compilador Xiling de National Instruments (Incluido en el kit de la tarjeta). Una vez instalado el compilador, hay que seguir los siguientes pasos:

Se conecta la tarjeta mediante el cable USB, demora unos segundos hasta que el computador la reconozca.

Para verificar que la tarjeta funcione correctamente y no tenga ninguna falla, se selecciona la opción del asistente de instalación inicial como indica la figura 2.4.

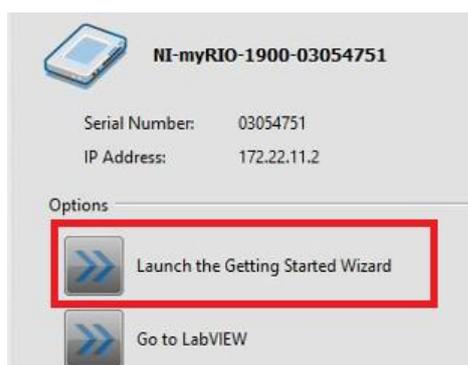


Figura 2.4 Cuadro de diálogo del asistente de instalación inicial.

En la figura 2.5 se muestra la ventana para comprobar el funcionamiento del acelerómetro y de los distintos botones de la tarjeta.

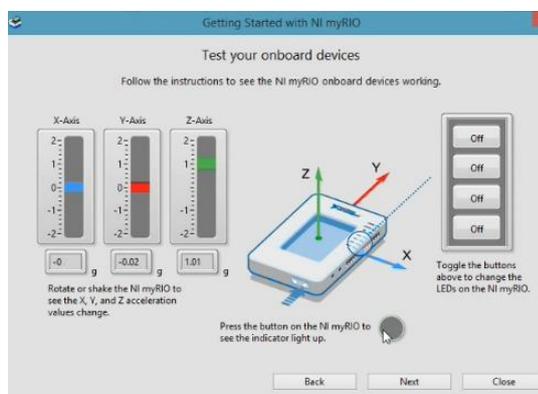


Figura 2.5 Cuadro de diálogo de prueba del dispositivo.

Las características de comunicación de la tarjeta, se las realizan mediante el complemento NI Max de la National Instruments.

La figura 2.6 ilustra la ventana de ejecución del complemento NI MAX.

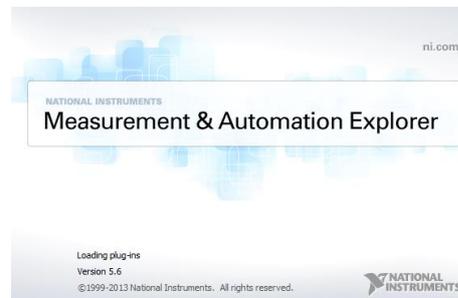


Figura 2.6 Cuadro de diálogo complemento NI MAX.

La figura 2.7 indica la ventana principal del complemento NI MAX. En los sistemas remotos, aparece reconocida la tarjeta NI myRIO.

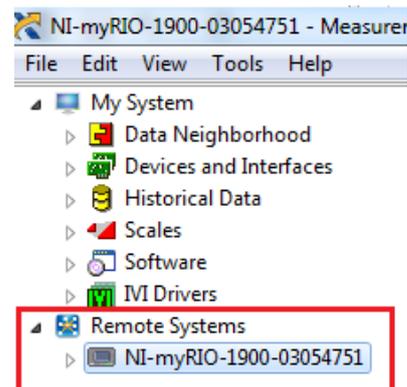


Figura 2.7 Ventana Principal NI MAX.

A continuación, se selecciona la tarjeta y aparecen todos sus datos, las características como país, nombre de las redes inalámbricas disponibles y el IP del dispositivo como indica la figura 2.8.



Figura 2.8 Datos de la tarjeta NI myRIO.

En la figura 2.9 muestra la dirección IP de la tarjeta, la cual es necesario tomarla en cuenta, ya que se la utiliza para configurarla vía WiFi.

| | |
|------------------------|--------------------|
| Configure IPv4 Address | DHCP or Link Local |
| IPv4 Address | 192.168.1.12 |
| Subnet Mask | 255.255.255.0 |
| Gateway | 192.168.1.254 |
| DNS Server | 192.168.1.254 |

Figura 2.9 Dirección IP de la Tarjeta NI myRIO.

Después de configurar y verificar el correcto funcionamiento de la tarjeta, es necesario analizar el comportamiento de los sensores, para verificar su linealidad, y de ser necesario acondicionarlos para facilitar la tabulación de datos y muestras de la planta.

2.3.2. LINEALIZACIÓN DE SENSORES

El sensor ultrasónico de nivel y el sensor de temperatura PT 100, tienen una respuesta que no es lineal y es necesario acondicionarla, haciendo una linealización, adquiriendo datos de voltaje aleatorios de la planta, ordenándolos y graficándolos para obtener una ecuación.

Para adquirir datos de la planta se crea un proyecto nuevo o en blanco en LabView, como indica la figura 2.10.

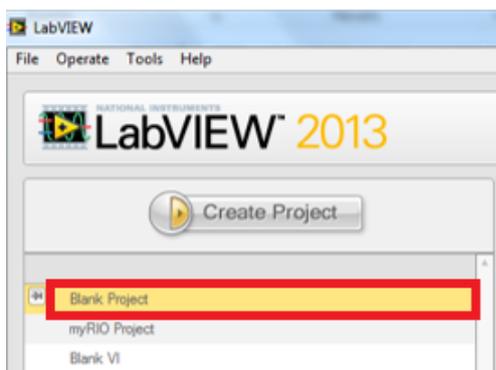


Figura 2.10 Ventana de inicio de LabVIEW.

Como ilustra la figura 2.11, en la ventana principal del proyecto se selecciona el dispositivo o la tarjeta que se va a utilizar para el control.

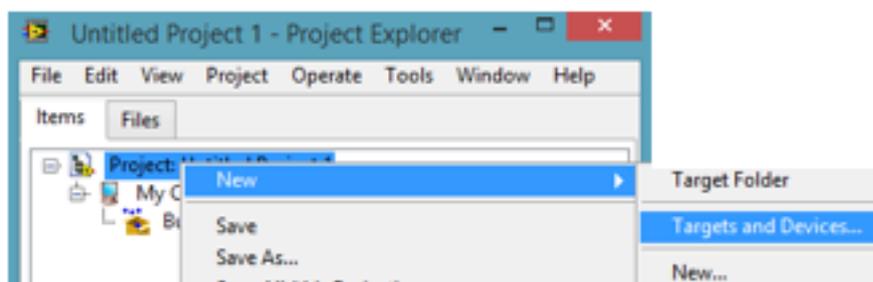


Figura 2.11 Ventana principal de proyectos de LabVIEW.

En la ventana de selección de dispositivos y tarjetas, se escoge la tarjeta NI myRIO, como en la figura 2.12

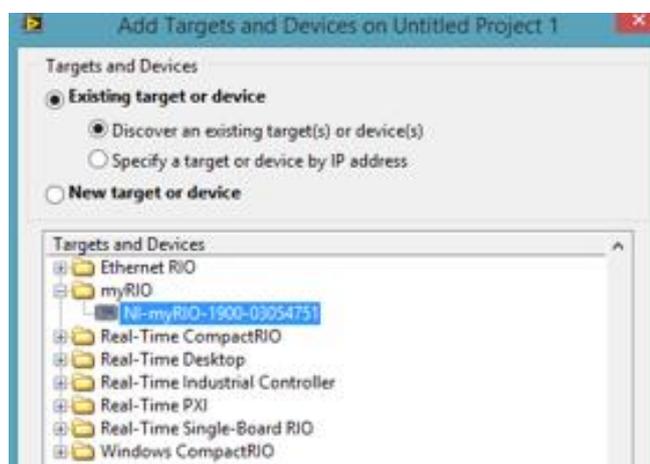


Figura 2.12 Ventana de reconocimiento de tarjetas y dispositivos.

A la tarjeta se la puede configurar para que se comunique vía USB o WiFi, en la figura 2.13 se indica cómo cambiar las propiedades de la tarjeta.

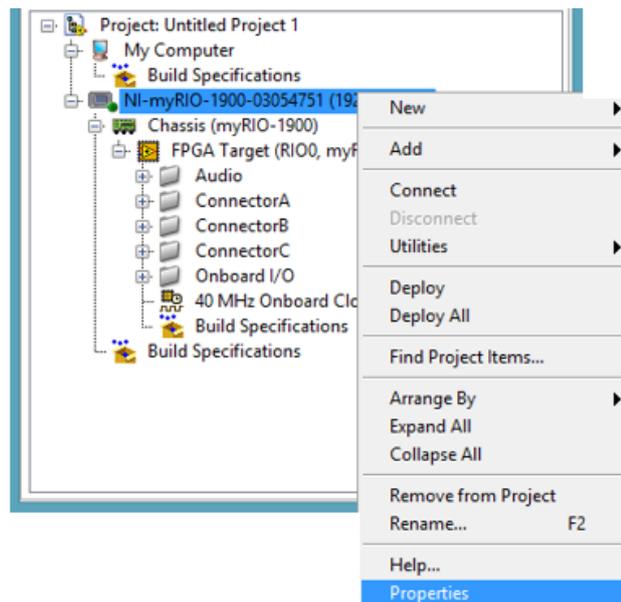


Figura 2.13 Cuadro de selección de propiedades de la tarjeta.

La figura 2.14 señala las propiedades generales de la tarjeta. Se modifica la dirección IP de la tarjeta Utilizando el IP obtenido en NI MAX de la figura 2.9, a continuación se la conecta a una red.

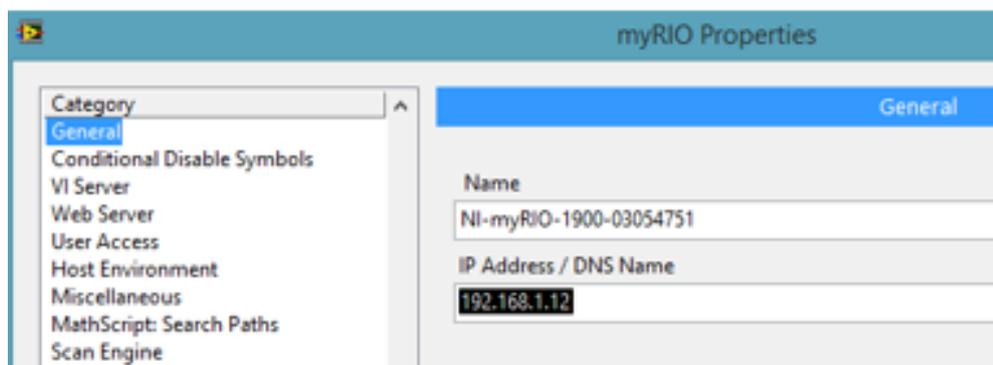


Figura 2.14 Ventana de las propiedades generales de la tarjeta.

La figura 2.15 indica el ícono del FPGA ubicado en la ventana principal del proyecto, en el cual se crea un VI (interfaz virtual), que representa el funcionamiento del procesador, donde estarán almacenadas las entradas y salidas del proceso.

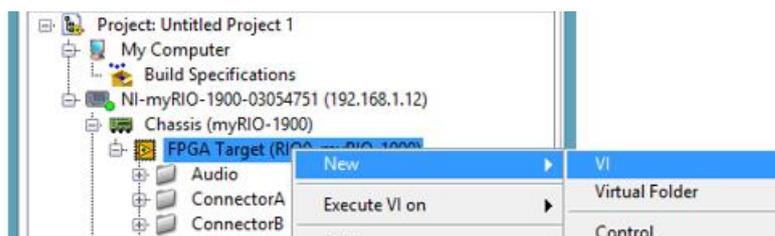


Figura 2.15 Gráfico de la creación del VI del FPGA

En la ventana principal del proyecto también aparece el chasis de la tarjeta. Se crea un VI en RT (tiempo real), como en la figura 2.16, que es una aplicación desarrollada sobre la pc y ejecutada en la tarjeta, con la que se reciben datos de la planta y reacciona en un plazo de tiempo determinado.

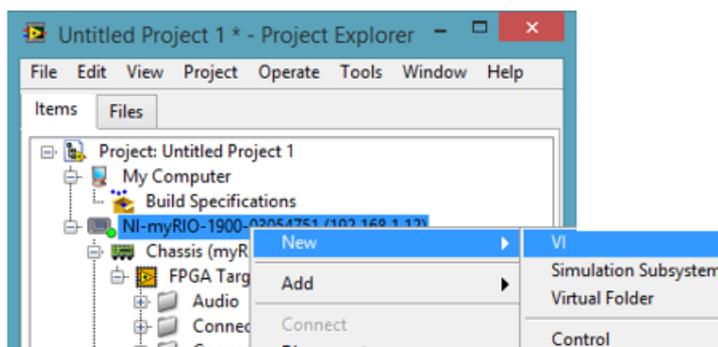


Figura 2.16 Gráfico de la creación del VI de RT

En la ventana principal se selecciona el FPGA y se abren todas las entradas y salidas de la tarjeta, desde la ventana principal del proyecto se arrastran las entradas y salidas que se van activar hacia el diagrama de bloques del VI del FPGA como ilustra la figura 2.17. Con el objeto de controlar los actuadores y adquirir señales de los sensores. Para ejecutar el programa del FPGA es necesario esperar unos minutos, además se debe considerar que siempre que se realice cualquier cambio por pequeño que sea en el VI del FPGA, la compilación se la tiene que ejecutar nuevamente.

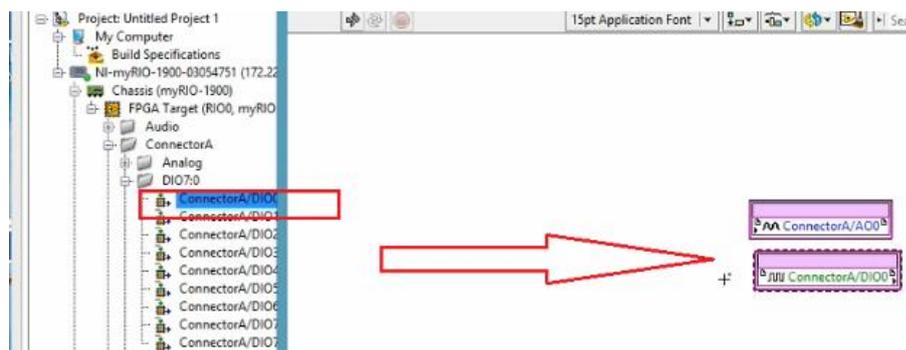


Figura 2.17 Selección de las entradas y salidas en el FPGA.

La figura 2.18 muestra la ventana de compilación, que empieza en el momento que se ejecuta el VI del FPGA. Cuando se completa la compilación, quedan activadas las entradas, salidas y funciones utilizadas en la tarjeta.

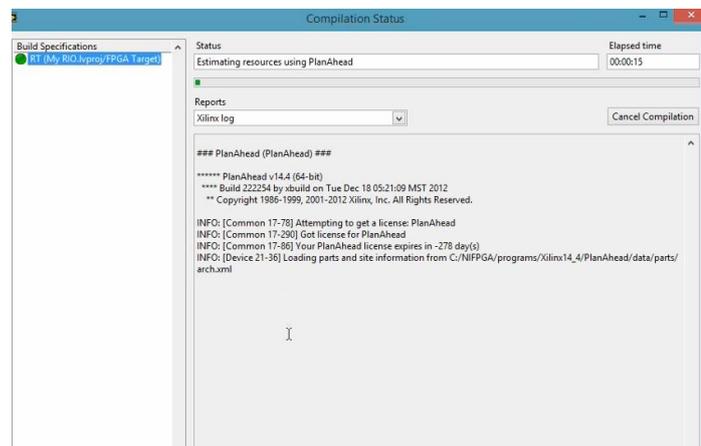


Figura 2.18 Ventana de compilación del FPGA.

El control del proceso se lo desarrolla en el VI del RT. Los parámetros de la tabulación, son programados con los elementos activados en el FPGA.

La figura 2.19 indica el panel frontal del VI del RT, donde se eligen los elementos que representan los actuadores y sensores de la planta.

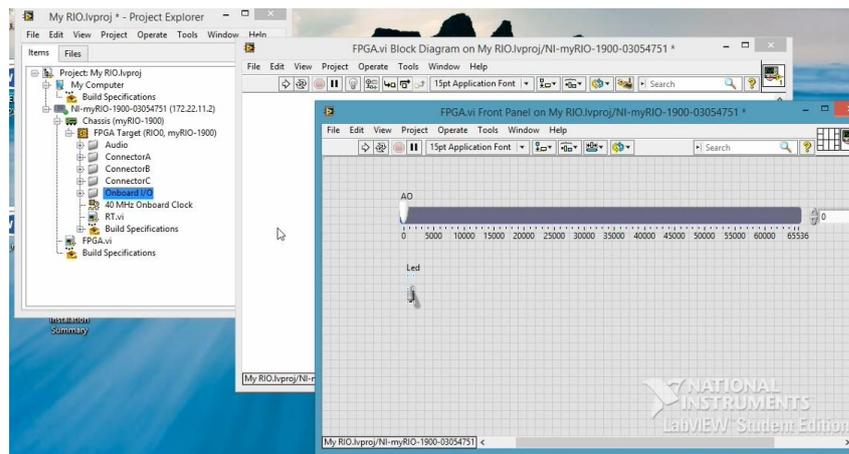


Figura 2.19 Panel frontal VI del RT.

La Figura 2.20, muestra las herramientas del FPGA que solo aparecen en el diagrama de bloques de RT.

Se seleccionan los tres iconos de operación del FPGA, el ícono designado con el número 1 lee y ejecuta la referencia del VI del FPGA, el ícono designado con el número 2 envía y adquiere señales de las entradas y salidas compiladas, el ícono designado con el número 3 Cierra la referencia del VI del FPGA.

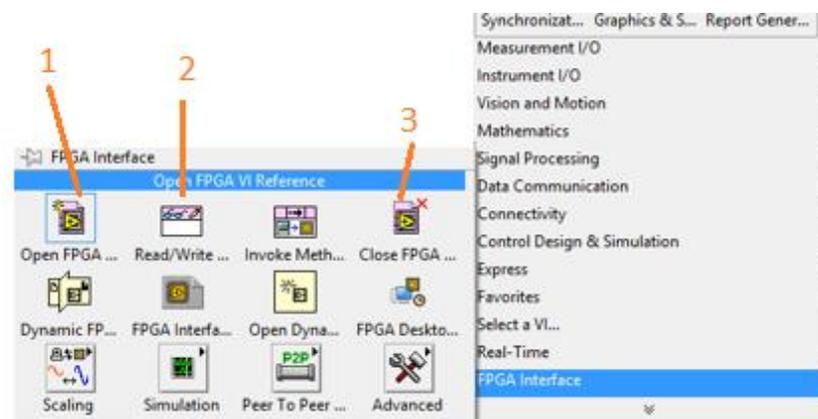


Figura 2.20 Herramientas de interfaz del FPGA.

Para la herramienta open FPGA VI reference (lectura de la referencia del VI del FPGA), es necesario arrastrar la tarjeta desde la ventana del proyecto como señala la figura 2.21.

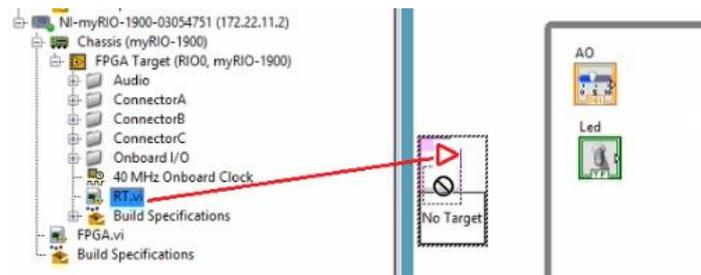


Figura 2.21 Activación del FPGA en el panel frontal RT.

Una vez registrada la tarjeta se la conecta al icono 2 read write control (enviar y recibir señales de control), se eligen las entradas y salidas compiladas en el FPGA, se utilizan controles e indicadores dependiendo del tipo de entrada y salida, para terminar el proceso se lo conecta con el icono 3 Close FPGA VI Reference (cerrar el lazo de referencia del VI del FPGA), como indica la figura 2.22.

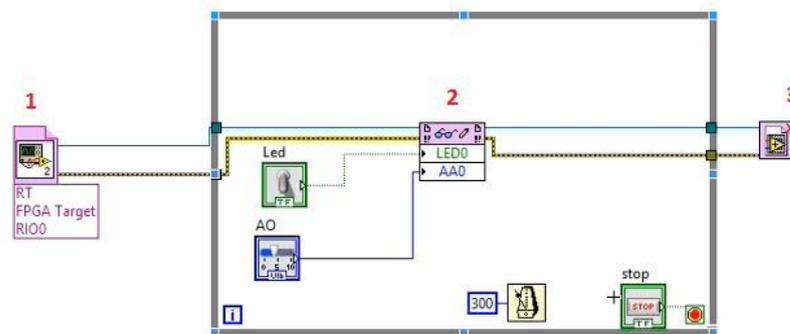


Figura 2.22 Conexión de las herramientas de interfaz FPGA en el panel frontal del RT.

Los sensores de nivel y temperatura se linealizan tomando datos de voltaje del sensor ultrasónico cada 0,5 litros en el caso del sensor de nivel. Como en el sensor de temperatura el rango de la planta es de 17 a 60°C aproximadamente, por lo que se toman valores en los puntos críticos de operación.

Para tabular los datos de temperatura y Nivel, se ingresan los datos manualmente en una hoja de cálculo como Excel.

La tabla 2.6 muestra los datos tabulados del sensor de nivel.

Tabla 2.6
Datos del comportamiento del sensor de Nivel.

| Nivel | Valor RAW del Sensor de Nivel |
|--------------|--------------------------------------|
| 1 | 263 |
| 1,5 | 381 |
| 2 | 460 |
| 2,5 | 604 |
| 3 | 746 |
| 3,5 | 895 |
| 4 | 959 |
| 4,5 | 1069 |
| 5 | 1200 |
| 5,5 | 1287 |
| 6 | 1320 |
| 6,5 | 1525 |
| 7 | 1598 |
| 7,5 | 1694 |
| 8 | 1750 |
| 8,5 | 1898 |
| 9 | 1988 |
| 9,5 | 2043 |

La tabla 2.7 muestra los datos tabulados del sensor de temperatura.

Tabla 2.7
Datos del comportamiento del sensor de Temperatura.

| Temperatura | Valor Raw del Sensor de Temperatura |
|--------------------|--|
| 17,5 | 300 |
| 28,33 | 550 |
| 38 | 800 |
| 44,8 | 980 |
| 53,9 | 1100 |
| 55,7 | 1300 |

Una vez hecha la tabulación, se realizan los respectivos gráficos, tanto de nivel como de temperatura.

Mediante la herramienta de Excel de tendencia lineal y la ecuación de la recta se realiza la linealización del comportamiento del sensor.

En la Figura 2.23 se muestra el gráfico del sensor y el gráfico de linealización del sensor de nivel.

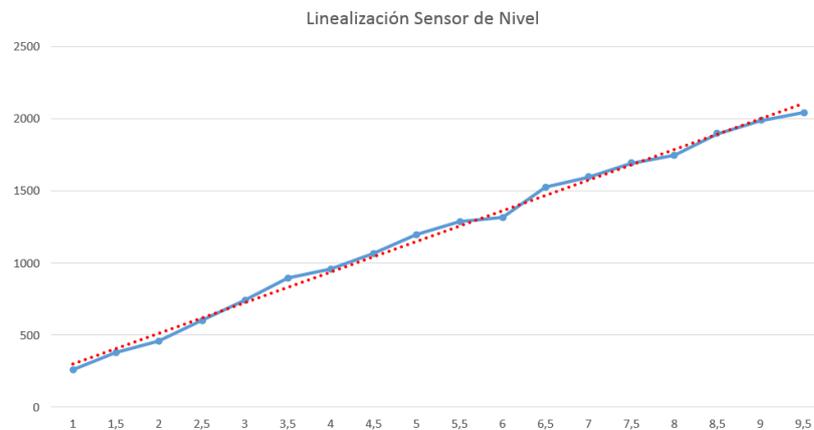


Figura 2.23 Gráfico de linealización del sensor de nivel

La ecuación 22 es la que representa a la ecuación de la recta del comportamiento del sensor de nivel.

$$y = 216,15x + 74,17 \quad \text{Ec. 22}$$

En la Figura 2.24 se muestra el gráfico del sensor y el gráfico de linealización del sensor de temperatura.

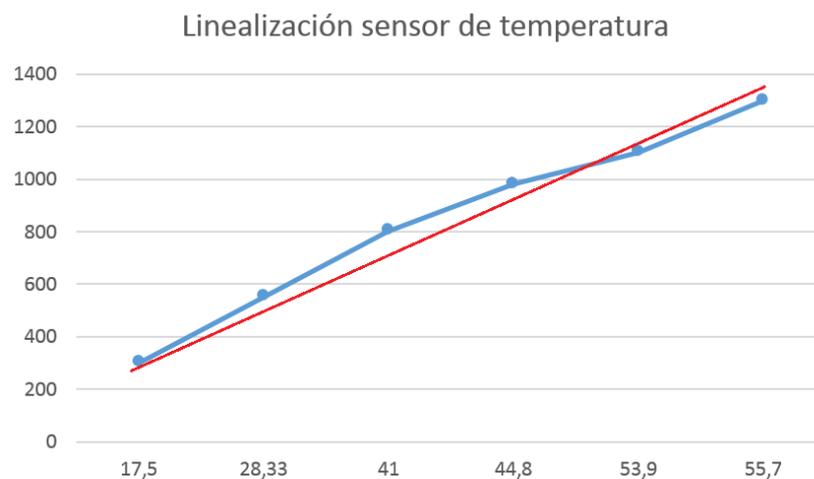


Figura 2.24 Gráfico de linealización del sensor de temperatura.

La ecuación 23 es la que representa a la ecuación de la recta del comportamiento del sensor de nivel.

$$y = 20,28x + 175 \quad \text{Ec. 23}$$

2.3.3. MODELADO DEL SISTEMA

Un paso primordial en el diseño de un control predictivo multivariable, es obtener un buen modelo de la planta en RT (tiempo real). El modelado tiene como finalidad adquirir un patrón del comportamiento real del sistema.

En la actualidad, gracias a distintos software de simulación como Matlab y LabView, es posible realizar un modelo dinámico de cualquier sistema que se desee controlar, ya que realizarlo de forma manual, resultaría demasiado tedioso y poco confiable.

Cuando se necesita establecer un modelo real del proceso, el primer paso es controlar la planta de forma manual, variando el control de los actuadores alcanzando los límites de operación de la misma, con el objetivo de realizar una tabulación de datos del comportamiento de los actuadores y sensores para un determinado tiempo, teniendo en cuenta que mientras más muestras se adquiera, el modelo más se va a aproximar al comportamiento real.

Para la tabulación se crea un nuevo proyecto y se activan todas las señales de entrada y salida necesarias para el control.

En el RT del proyecto se realiza la programación para tabular datos.

La figura 2.25 muestra la programación del panel frontal del RT.

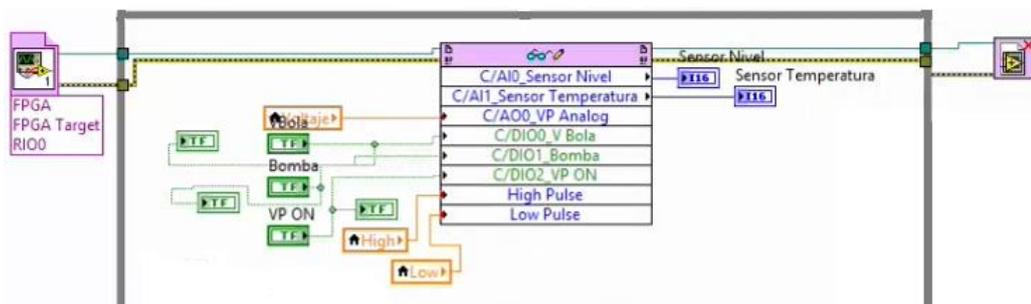


Figura 2.25 Panel frontal RT.

Usando las ecuaciones 22 y 23, se acondicionan las señales del sensor de nivel y temperatura, como se indica en la figura 2.26.

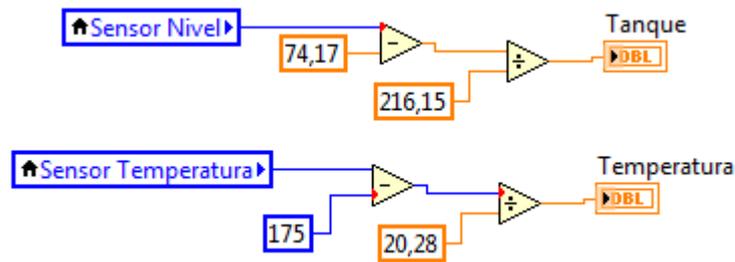


Figura 2.26 Implementación de las ecuaciones de linealización.

Las muestras para la tabulación se toman cada segundo, el software trabaja en milisegundos, es por eso que se programa el reloj interno del lazo para que adquiera datos cada 1000 milisegundos o sea un segundo. Véase figura 2.27.

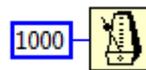


Figura 2.27 Reloj interno del lazo While.

La adquisición de datos se realiza utilizando el icono write to measurement file (Escribir la muestra en un archivo), como muestra la figura 2.38.

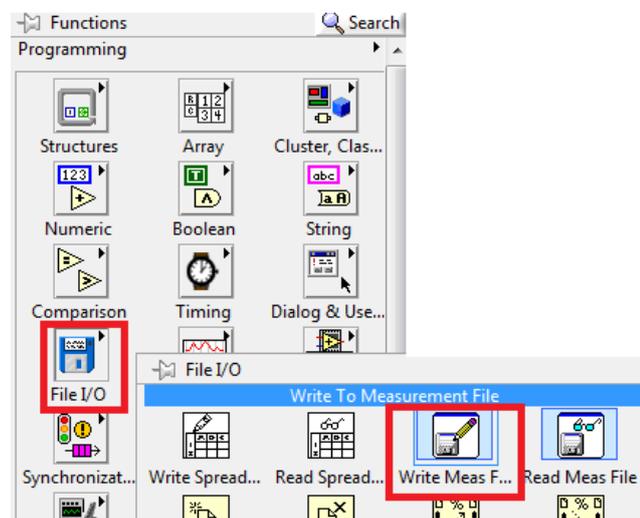


Figura 2.28 Herramienta para grabar datos en un archivo.

La figura 2.29 ilustra la Herramienta Merge Signals se utiliza para unir 2 o más señales a una salida.



Figura 2.29 Herramienta para unir 2 o más señales.

La figura 2.30 indica que, mediante la herramienta Merge Signals unimos la señal de voltaje y nivel del tanque para obtener una salida y conectarla a la herramienta que graba los datos en un archivo. Creando botón facilitará el instante o intervalo de tiempo que se desea almacenar sin parar la ejecución del programa.

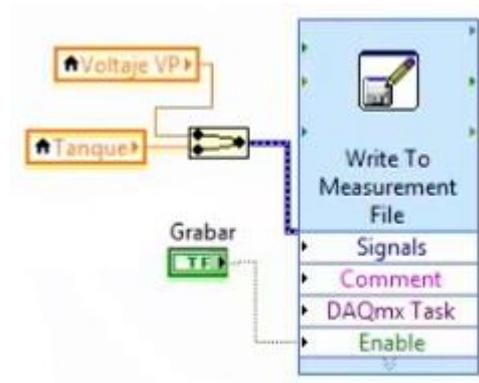


Figura 2.30 Implementación para escribir datos en un archivo.

Para el almacenamiento de datos, se conecta un dispositivo de almacenamiento al puerto USB de la tarjeta. Una vez conectado el dispositivo, se configura la dirección en donde se grabará el archivo. Para que las muestras se guarden sin ningún inconveniente, la dirección debe ser escrita como se muestra en la figura 2.31, además el archivo se graba como texto.

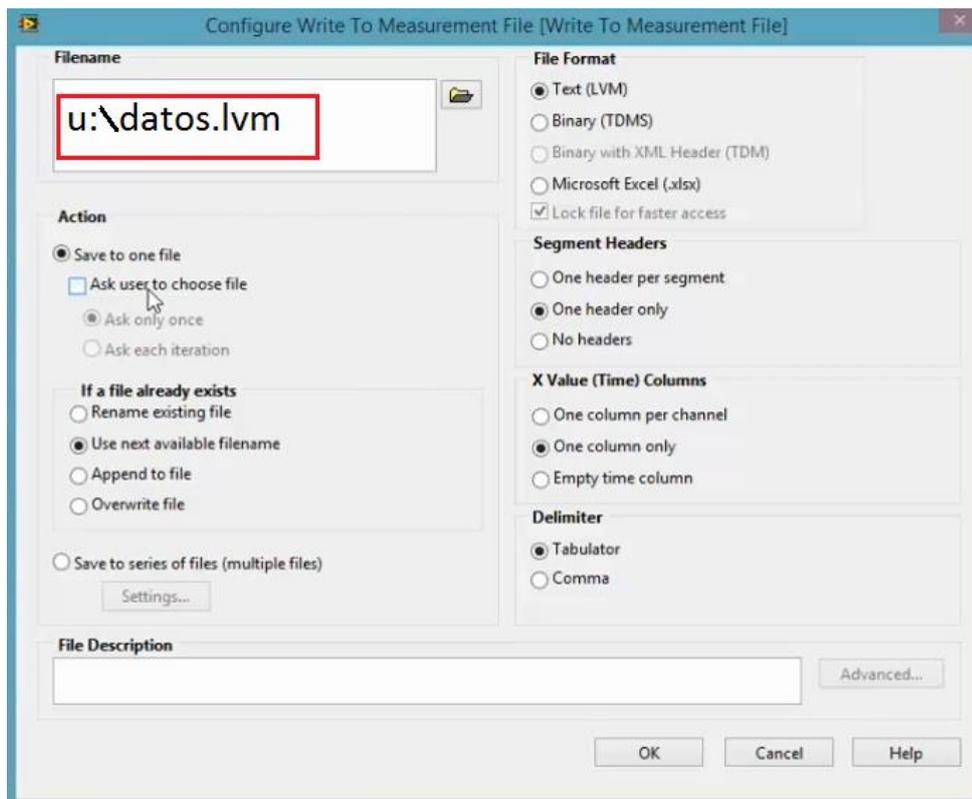


Figura 2.31 Configuración de la herramienta (Write to Measure File)

Desde el programa Excel se abre el documento y se visualizan las tabulaciones. En la tabulación, es recomendable no tomar en cuenta los cinco primeros datos debido a que existe un error de hardware, como ilustra la figura 2.32.

| | A | B | C | D |
|----|---------------------|-------------|----------|---------|
| 20 | Delta_X | 1 | 1 | |
| 21 | ***End_of_Header*** | | | |
| 22 | tiempo | voltaje raw | nivel | voltaje |
| 23 | 0 | 1228,2 | 1,24372 | 6 |
| 24 | 0,999638 | 1228,2 | 1,234467 | 6 |
| 25 | 1,999867 | 1228,2 | 1,317742 | 6 |
| 26 | 2,99937 | 1228,2 | 1,364006 | 6 |
| 27 | 3,999882 | 1228,2 | 1,521305 | 6 |
| 28 | 5,999902 | 1228,2 | 1,599954 | 6 |
| 29 | 9,999927 | 1228,2 | 1,73412 | 6 |
| 30 | 10,999456 | 1228,2 | 1,729493 | 6 |
| 31 | 12,000029 | 1228,2 | 1,775758 | 6 |
| 32 | 12,999531 | 1228,2 | 1,946935 | 6 |
| 33 | 14,0001 | 1228,2 | 1,84978 | 6 |
| 34 | 14,999593 | 1228,2 | 1,923803 | 6 |

Figura 2.32 Tabulación de datos para el Modelado.

A partir del sexto dato se analiza la muestra y se eliminan manualmente los errores propios del sensor, que son datos fuera del rango de operación y pueden alterar el modelo final del proceso, como indica la figura 2.33.

| | | | | |
|----|-----------|--------|-----------|---|
| 26 | 3,000381 | 1842,3 | 1,317742 | 9 |
| 27 | 4,00089 | 1842,3 | 1,368633 | 9 |
| 28 | 5,000397 | 1842,3 | 1,47504 | 9 |
| 29 | 5,999911 | 1842,3 | 1,461161 | 9 |
| 30 | 7,000423 | 1842,3 | -0,084062 | 9 |
| 31 | 7,999931 | 1842,3 | 1,641591 | 9 |
| 32 | 9,000445 | 1842,3 | 1,623086 | 9 |
| 33 | 9,999955 | 1842,3 | 1,599954 | 9 |
| 34 | 11,000452 | 1842,3 | 1,835901 | 9 |
| 35 | 11,999963 | 1842,3 | -0,000239 | 9 |
| 36 | 13,000473 | 1842,3 | 2,039463 | 9 |
| 37 | 13,999979 | 1842,3 | 2,067595 | 9 |

Figura 2.33 Depuración manual de datos erróneos.

a. MODELADO EN MATLAB

Una vez filtrados manualmente los datos, se abre el programa MATLAB, la figura 2.34 indica cómo crear una nueva variable que representa las entradas de voltaje de las dos variables.

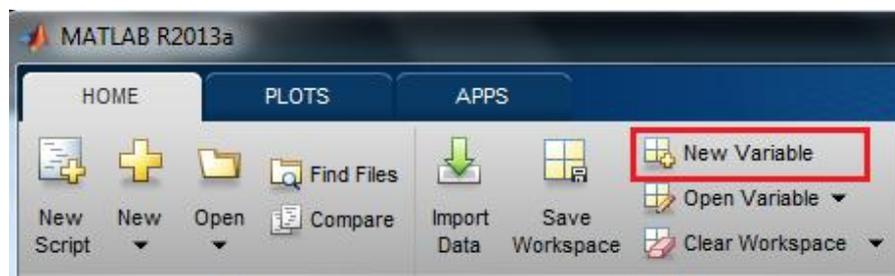


Figura 2.34 Selección de una nueva Variable.

La figura 2.35, muestra en donde es ubicada la variable 1 que representa a las entradas de voltaje de los dos procesos de control.

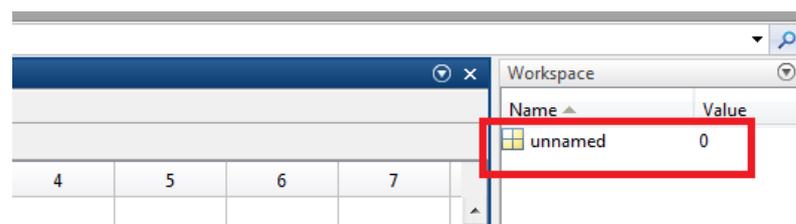


Figura 2.35 Cuadro de ubicación de la nueva variable.

Desde la tabulación de Excel se seleccionan los datos de entrada y se pegan en la tabla de la variable creada. La figura 2.36 muestra el número de datos ingresados, los cuales deben ser el mismo número para los dos procesos.

| | 1 | 2 | 3 |
|----|---|---|---|
| 9 | 5 | 0 | |
| 10 | 5 | 0 | |
| 11 | 5 | 0 | |
| 12 | 5 | 1 | |
| 13 | 5 | 1 | |
| 14 | 5 | 1 | |
| 15 | 5 | 1 | |
| 16 | 5 | 1 | |
| 17 | 5 | 1 | |

Figura 2.36 Ingreso de los valores de entrada del proceso.

Después de crear la variable de entrada del proceso, se crea otra variable que representa la salida, como indica la figura 2.37.

| Name | Value | |
|----------|----------------|---|
| Entrada1 | <442x2 double> | 0 |
| unnamed | 0 | 1 |

Figura 2.37 Variable de salida del proceso.

En la salida del proceso se ingresan los datos de nivel y temperatura en dos columnas diferentes, de igual manera que las entradas la cantidad de valores de las columnas deben ser las mismas, a continuación la figura 2.38, muestra la tabulación de datos de salida del proceso.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|----|--------|---------|---|---|---|
| 4 | 1.9793 | 17.7161 | | | |
| 5 | 2.0904 | 17.7022 | | | |
| 6 | 1.9608 | 17.6652 | | | |
| 7 | 2.1736 | 17.6097 | | | |
| 8 | 2.2847 | 17.7161 | | | |
| 9 | 2.3818 | 17.7855 | | | |
| 10 | 2.4420 | 17.7808 | | | |
| 11 | 2.3633 | 17.9243 | | | |
| 12 | 2.4605 | 17.8549 | | | |
| 13 | 2.5114 | 17.9983 | | | |

Figura 2.38 Tabulación de datos de salida del proceso.

En la figura 2.39 muestra la ventana de comandos, donde se ingresa la palabra `ident`, se presiona enter y automáticamente se abre la ventana de la herramienta de identificación de sistemas.

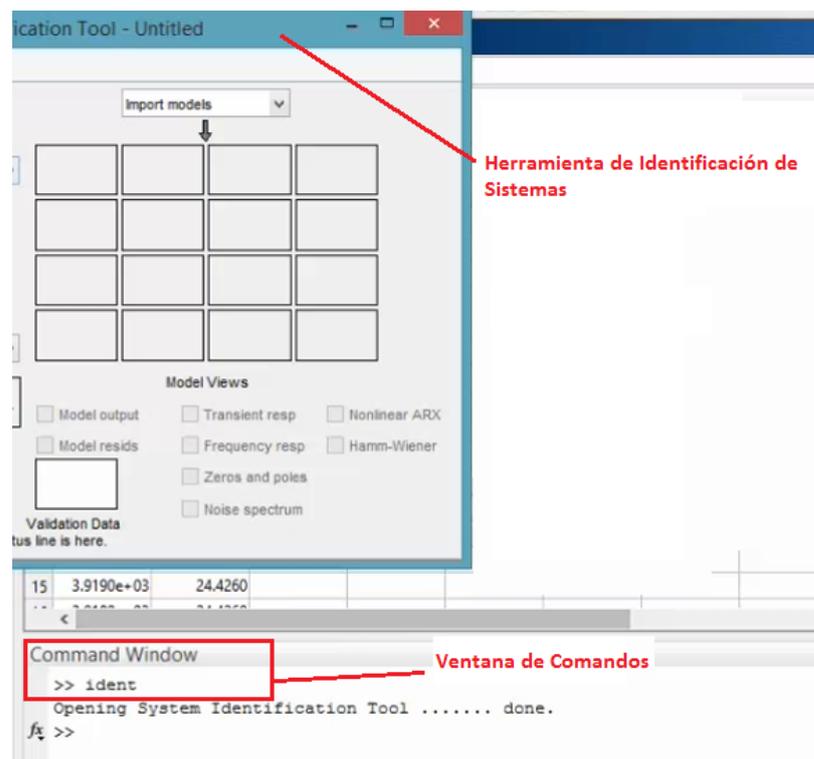


Figura 2.39 Ventana de comandos de MATLAB.

En la figura 2.40 se indica el lugar de la ventana de identificación de sistemas en donde se importan los datos en el dominio del tiempo.

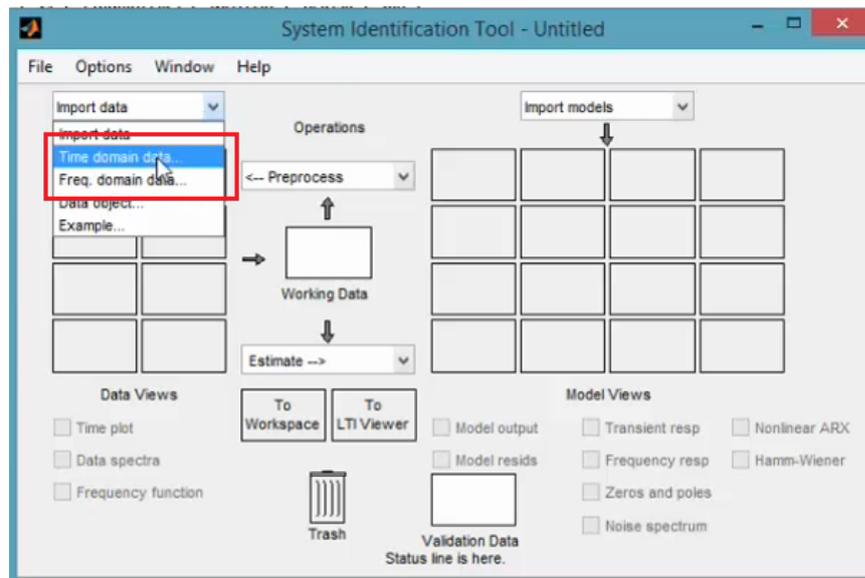


Figura 2.40 Ventana del sistema de identificación de sistemas.

En la figura 2.41 indica la manera de importar los datos ingresados con los mismos nombres de las variables de entradas y salidas respectivamente, se le asigna un nombre a la muestra, se ingresa el tiempo inicial de la muestra, el programa funciona por defecto con un intervalo de tiempo de un segundo, por lo que se ajusta para que adquiera muestras en intervalos de tiempo de 0.1 segundos o 100 milisegundos. Las características del modelo requieren otras opciones adicionales por lo que en se selecciona el botón more (más).

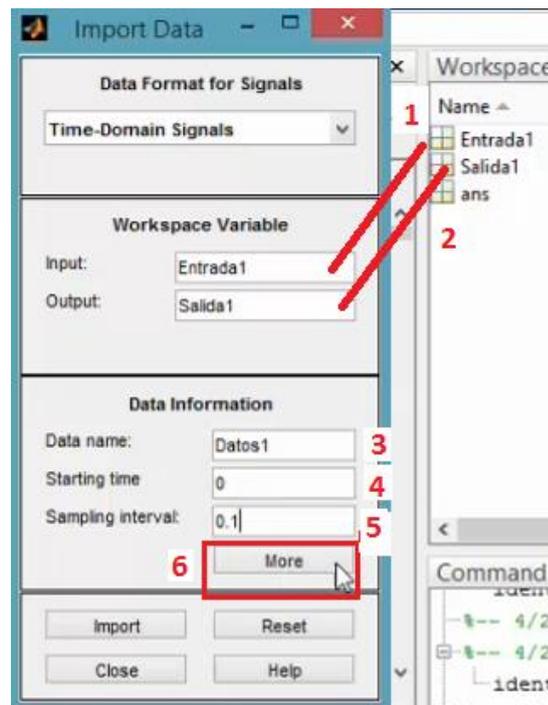


Figura 2.41 Ventana de importación de datos.

La figura 2.42 muestra 3 números para identificar los pasos a seguir en la configuración para importar datos.

7: Como el control del sistema es de 2 variables se ingresan los nombres de los ejes como un vector.

8: se ingresan las unidades físicas de las variables.

9: se importan las variables.

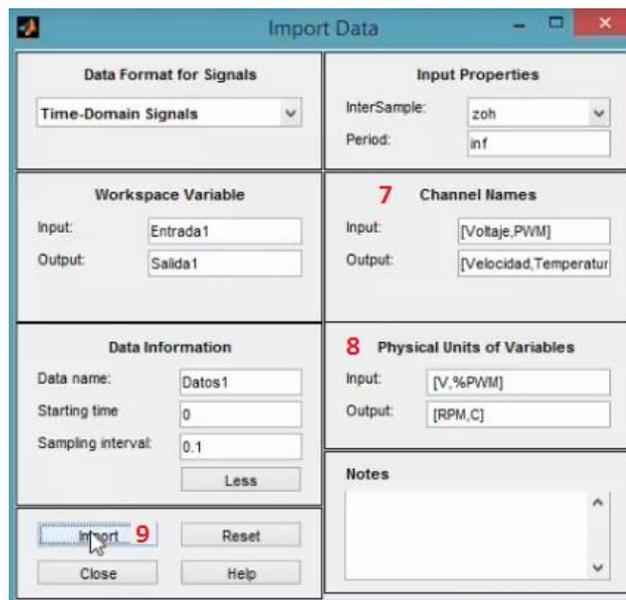


Figura 2.42 Ventana configuración para importar datos.

En la figura 2.43 se muestran 2 literales, 1 Los datos importados se observan en la ventana, 2 un requisito para ejecutar el control LabVIEW es trabajar el modelo de la planta con espacios de estado.

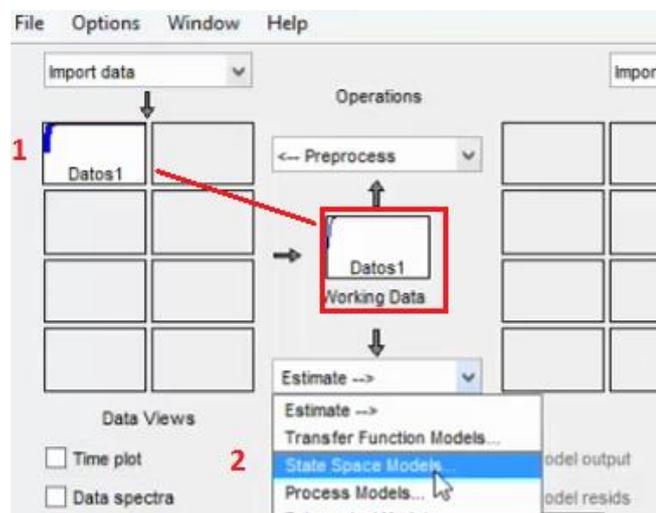


Figura 2.43 Ventana de modelos de espacios de estado.

En la figura 2.44 se indica la ventana de configuración para realizar la validación, la cual cuenta con diferentes literales.

En el literal 1 se selecciona el método que se va a utilizar, 2 el software LabView trabaja en tiempo discreto, 3 se selecciona el orden de la matriz, 4 se estima y 5 se

almacena el orden de la matriz; si se desea estimar matrices de distinto orden en la ventana, el programa permite hacerlo repitiendo el literal 3.

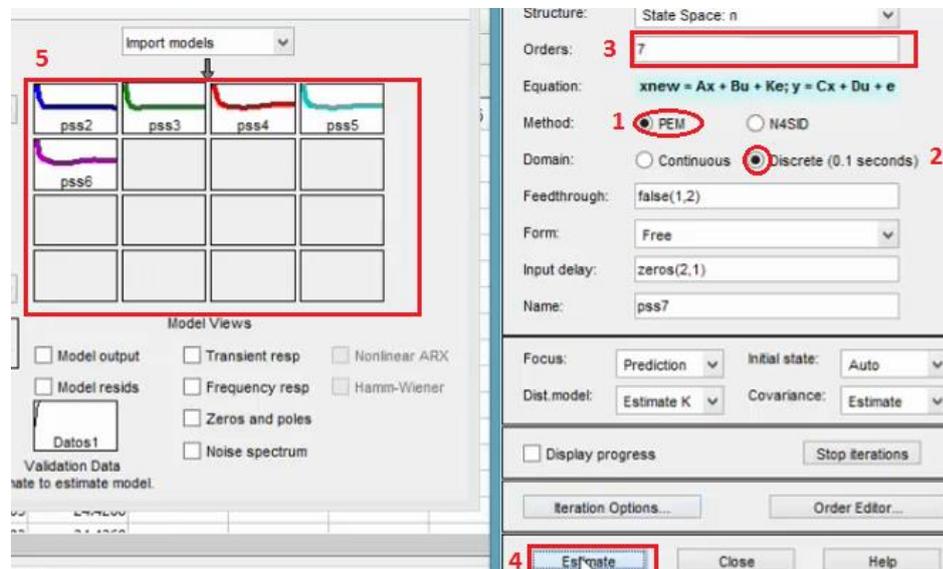


Figura 2.44 Ventana de configuración de la validación.

La figura 2.45, presenta tres literales para realizar una validación del modelo. 1 se selecciona la salida del modelo, 2 se observa el porcentaje de similitud del orden de la variable con el modelo real, si tiene un porcentaje bajo de similitud se elimina, 3 en el caso de obtener dos o más datos se arrastra el dato y se valida el modelo.

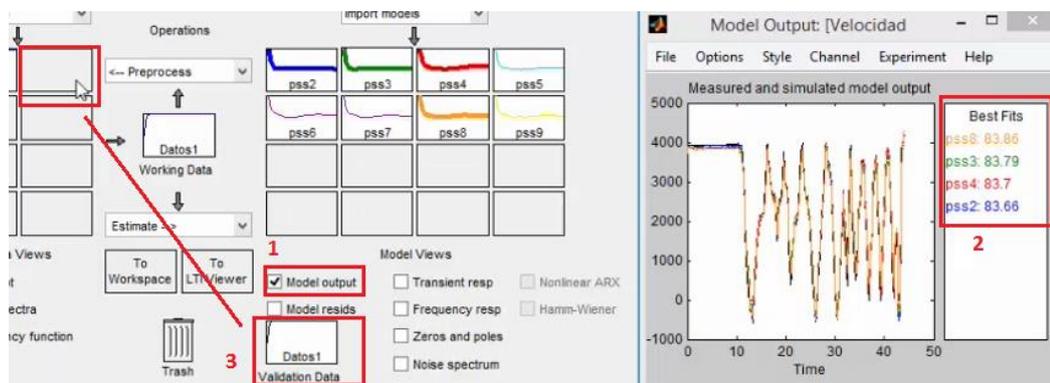


Figura 2.45 Validación del modelo.

La figura 2.46 indica los pasos a seguir para obtener la matriz de espacios de estado establecida el modelo que tuvo mayor similitud con el proceso, en el literal 1 se

selecciona el orden, en el **2** aparecen las matrices que equivalen al modelo en espacios de estado y en el **3** se presenta la matriz en la ventana de comandos de Matlab.

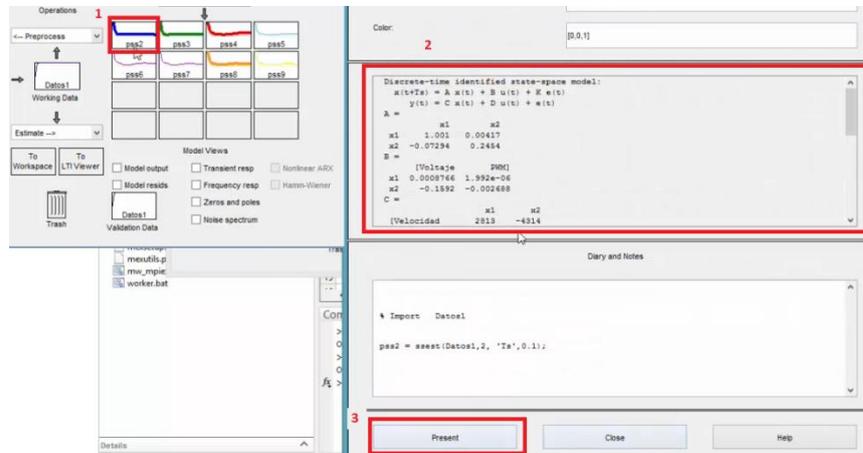


Figura 2.46 Matriz de Espacios de estado.

2.4. SIMULACIÓN DEL ALGORITMO DE CONTROL PREDICTIVO MULTIVARIABLE

La simulación se la realiza en un nuevo proyecto de LabVIEW, se programa en el diagrama de bloques del RT.

En la figura 2.47 se indica el Toolkit del MPC de LabVIEW.

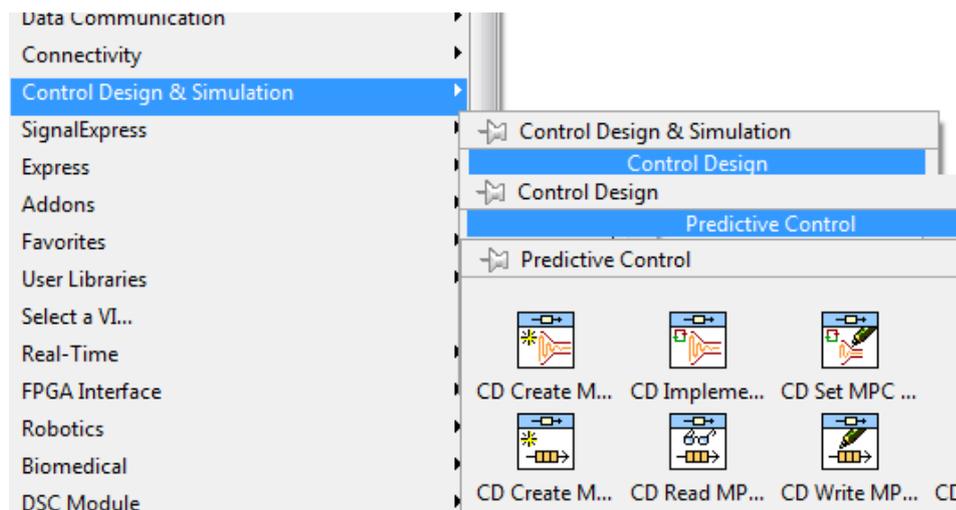


Figura 2.47 Toolkit del MPC de LabVIEW.

Dentro del toolkit del MPC, existen diferentes iconos con varias aplicaciones.

En la figura 2.48 se indica el CD Create MPC Controller (Crear un controlador MPC), tiene la función de crear un modelo de control predictivo MPC controlado por un modelo de espacios de estado.

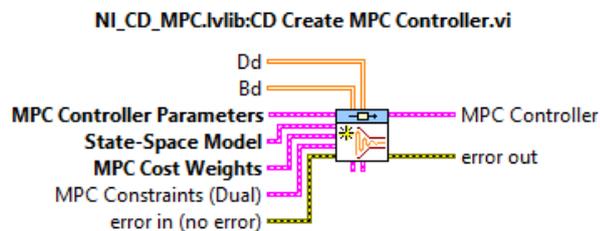


Figura 2.48 CD Create MPC Controller.

Se debe seleccionar manualmente el instante con el que se desee trabajar. Esta aplicación contiene varios subVI's que cumplen varias funciones.

En la figura 2.59 se indica el cuadro del MPC Controller Parameters (Parámetros del controlador). Especifica la ejecución de los parámetros para el modelo de controlador predictivo.

Horizonte de Predicción: Indica el número de muestras futuras que el controlador considera para predecir la salida de la planta.

Horizonte de control: Es el número de muestras futuras que el controlador considera cuando se calcula la acción de control. El valor de este parámetro tiene que ser menor al del valor del parámetro del horizonte de predicción.

Ventana Inicial: Es el rango inicial o ventana de los errores de la salida de la planta que el controlador no considera en la función de costo.

Acción integral: Especifica si el MPC incluye o no una acción integral. La acción integral es importante cuando el controlador MPC no coincide con el modelo de la planta.

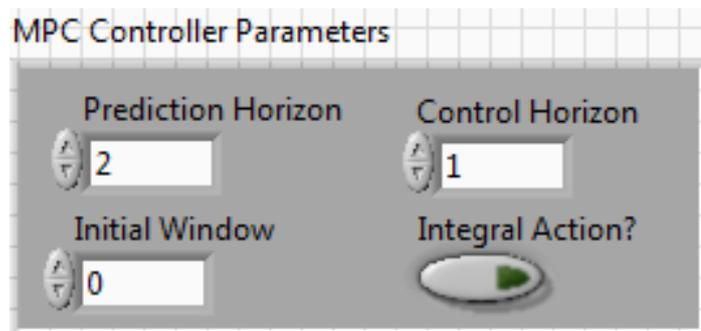


Figura 2.49 Parámetros del controlador.

La figura 2.50 Indica una representación de espacios de estado en tiempo discreto del modelo de la planta que se va a controlar.

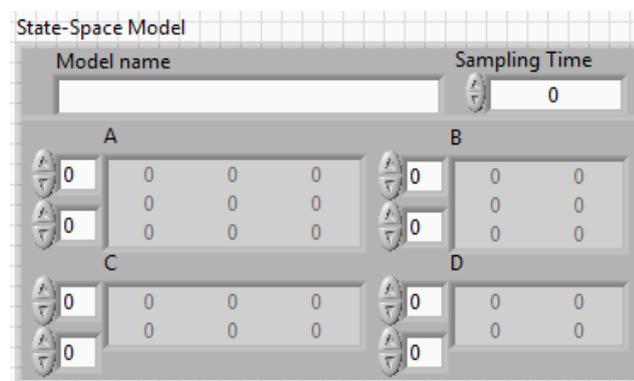


Figura 2.50 Matrices de espacios de Estado.

MPC Matriz de costo

La figura 2.51 representa el peso de las matrices que van a ser usadas en la función de costo, las cuales son:

Matriz de error de salida: Especifica el peso de la matriz Q que va a ser usada para cada salida de la planta en la función de costo. La dimensión de esta matriz debe coincidir con el número de salidas de la planta.

Matriz de cambio en la acción de control: Especifica el peso de la matriz R que va a ser usada para cada rango de la acción de control en la función de costo.

Matriz de error de la acción de control: Especifica el peso de la matriz N que va a ser usada para cada cambio en la acción de control de la función de costo. Es recomendable usar esta matriz para sistemas que tengan más entradas que salidas.

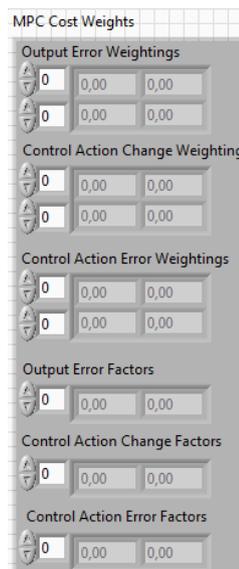


Figura 2.51 Matrices de Costo

MPC Restricciones (DUAL)

La figura 2.52 representa a las restricciones que definen cualquier restricción usando el método de optimización DUAL. Cada parámetro especifica un límite mínimo o máximo sobre la acción de control inicial o final \mathbf{u} , la salida de la planta \mathbf{y} , el cambio en la acción de control \mathbf{du} . Si se indica solo un límite mínimo o máximo para un parámetro, LabVIEW asume una constante para este parámetro.

U min inicial: Es el límite inicial mínimo de la acción de control. El controlador usa este límite para la restricción de optimización a lo largo del horizonte de control.

U min final: Es el límite final mínimo de la acción de control. El controlador usa este límite para la restricción de optimización a lo largo del horizonte de control.

U max inicial: Indica el límite inicial máximo de la acción de control. El controlador usa este límite para la restricción de optimización a lo largo del horizonte de control.

U max final: Indica el límite final máximo de la acción de control. El controlador usa este límite para la restricción de optimización a lo largo del horizonte de control.

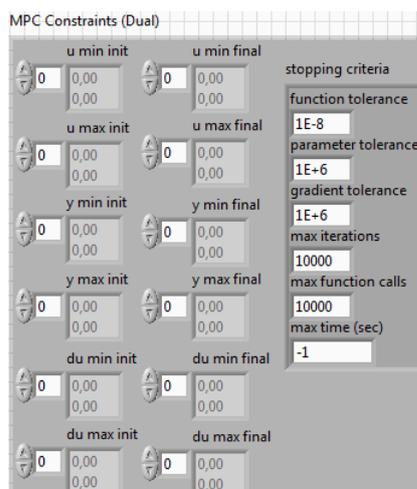


Figura 2.52 Restricciones y constantes Método Dual.

CD Set MPC Controller (grupo de controladores)

La figura 2.53 muestra la herramienta CD Set MPC Controller, la cual actualiza los parámetros específicos del modelo de control predictivo (MPC) controlados por el modelo de espacios de estado.

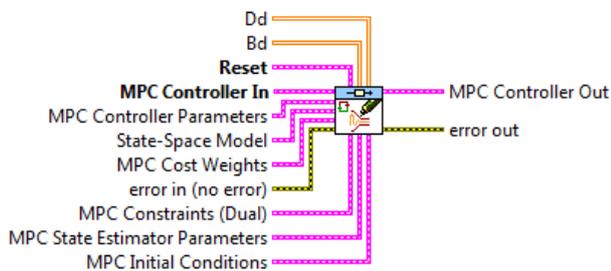


Figura 2.53 CD Set MPC Controller

2.5. DIAGRAMAS DE FLUJO

En la figura 2.54 indica el diagrama de flujo del VI del RT.

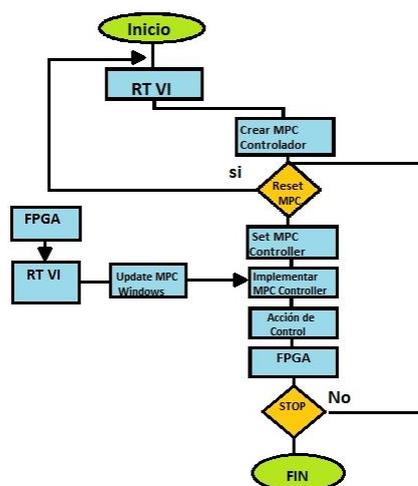


Figura 2.54 Diagrama de Flujo RT

La figura 2.55 muestra el diagrama de flujo de la programación del FPGA.

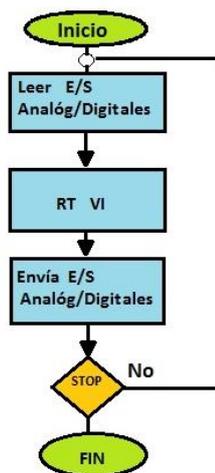


Figura 2.55 Diagrama de flujo FPGA

CAPÍTULO III

3. RESULTADOS Y PRUEBAS EXPERIMENTALES

3.1. PRUEBAS EXPERIMENTALES DEL FUNCIONAMIENTO DEL SISTEMA

3.1.1. PRUEBA DE CONEXIÓN DE LA TARJETA

Para comprobar si la conexión de la tarjeta NI myRIO 1900 es correcta, se realizó los siguientes pasos:

Se ejecuta el software NI MAX y se selecciona la opción de sistemas remotos para poder comprobar la conexión de la tarjeta con la PC, se espera unos segundos y se verifica el estado de la tarjeta como se muestra en la figura 3.1. El proceso para la conexión a través de Wifi se muestra en el capítulo II, ítem 2.3.1, página 32.

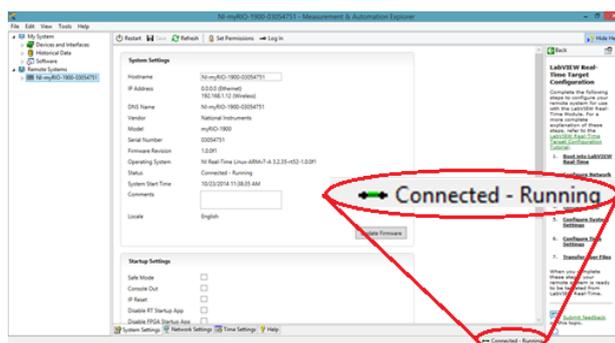


Figura 3.1 Símbolo que indica que la tarjeta NI myRIO se encuentra conectada correctamente.

Se ejecuta el proyecto en LabVIEW para comprobar la conexión del RT y FPGA con la PC y el proyecto. Observar si la tarjeta se encuentra acoplada al proyecto como se indica en la figura 3.2, caso contrario hacer clic derecho y seleccionar conectar.

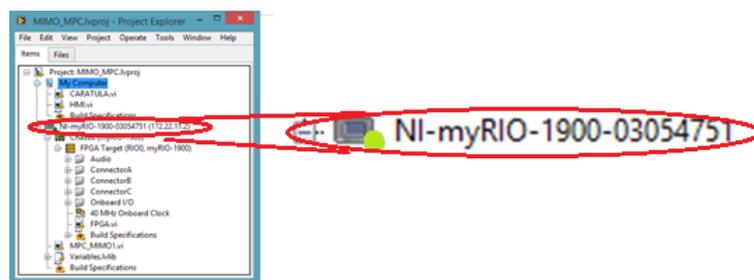


Figura 3.2 Led que indica que la tarjeta se encuentra acoplada al proyecto.

RESULTADO

Después de haber realizado las pruebas correspondientes, se tiene como resultado que la tarjeta NI myRIO 1900 se encuentra correctamente conectada a la red WIFI y acoplada al proyecto de LabVIEW, para la generación y ejecución del programa del controlador MPC.

3.1.2. PRUEBA PARA LA VALIDACIÓN DEL MODELO

Para la validación del modelo matemático en espacios de estado con el que posteriormente se trabajara en el controlador de LabVIEW se realizó los siguientes pasos.

Para obtener el modelo matemático se utilizó el software MATLAB y la herramienta IDENT que incluye este software, el ingreso y la selección de datos se muestra en el capítulo II, ítem 2.3.3, página 43.

A continuación se valida el modelo que más se aproxime al proceso real, para esto se considera el orden del modelo que más porcentaje de similitud tenga con la salida real y tomando en cuenta varios tipos de muestras. Se observa en la tabla 3.1 el porcentaje de similitud de cada variable, el orden correspondiente y la muestra que se analizó.

Tabla 3.1
Comparación del orden de los modelos matemáticos

| MUESTRA | ORDEN MODELO MATEMÁTICO | PORCENTAJE NIVEL | PORCENTAJE TEMPERATURA |
|----------|-------------------------|------------------|------------------------|
| DATOS 1 | Orden 2 | 95.54 | 95.2 |
| | Orden 3 | 95.32 | 95.8 |
| | Orden 4 | 94.05 | 95.74 |
| | Orden 5 | 93.34 | 95.16 |
| | Orden 6 | 95.29 | 90.61 |
| | Orden 7 | 95.15 | 95.37 |
| | Orden 8 | 94.73 | 94.15 |
| | Orden 9 | 95.13 | 69.51 |
| | Orden 10 | 96.66 | 96.42 |
| | DATOS 2 | Orden 2 | 89.02 |
| Orden 3 | | 89.80 | 76.80 |
| Orden 4 | | 83.82 | 76.35 |
| Orden 5 | | 90.87 | 74.05 |
| Orden 6 | | 90.81 | 65.71 |
| Orden 7 | | 90.36 | 77.72 |
| Orden 8 | | 84.93 | 74.13 |
| Orden 9 | | 92.46 | 31.09 |
| Orden 10 | | 90.17 | 31.09 |

CONTINÚA 

| | | | |
|----------|----------|---------|-------|
| DATOS 3 | Orden 2 | 74.12 | 78.02 |
| | Orden 3 | 75.57 | 78.19 |
| | Orden 4 | 68.44 | 77.25 |
| | Orden 5 | 73.76 | 80.18 |
| | Orden 6 | 71.21 | 74.61 |
| | Orden 7 | 72.31 | 75.57 |
| | Orden 8 | 70.07 | 78.28 |
| | Orden 9 | 78.65 | 95.5 |
| | Orden 10 | 78.72 | 85.57 |
| | DATOS 4 | Orden 2 | 59.15 |
| Orden 3 | | 61.47 | 81.98 |
| Orden 4 | | 51.55 | 70.45 |
| Orden 5 | | 53.6 | 65.38 |
| Orden 6 | | 1.43 | 60.48 |
| Orden 7 | | 50.43 | 58.69 |
| Orden 8 | | 53.36 | 57.35 |
| Orden 9 | | 63.07 | 84.32 |
| Orden 10 | | 63.74 | 95.6 |
| DATOS 5 | | Orden 2 | 43.87 |
| | Orden 3 | 42.96 | 94.55 |
| | Orden 4 | 35.25 | 93.84 |
| | Orden 5 | 39.04 | 91.61 |
| | Orden 6 | 36.38 | 87.61 |
| | Orden 7 | 35.07 | 87.32 |
| | Orden 8 | 37.43 | 93.75 |
| | Orden 9 | 47.95 | 79.15 |
| | Orden 10 | 49.54 | 96.52 |

RESULTADO

Después de haber analizado los datos correspondientes, para varios tipos de muestras, se tiene como resultado que el modelo de orden 3 es el que más se aproxima a la salida real, este se usara para la implementación del control predictivo en LabVIEW, ya que su porcentaje de similitud es alto con respecto a la señal de salida y analizado con varios tipos de muestras.

3.1.3. ANÁLISIS DEL CONTROLADOR

Para poder implementar el MPC en la planta FESTO primero se debe realizar una simulación del control MPC, como se indicó anteriormente en el capítulo II, ítem 2.4, página 54, todos los requerimientos y parámetros que se deben colocar antes de ejecutar la simulación. Mediante esta simulación se tendrá una idea de cómo reaccionará la planta ante la acción del controlador para su posterior implementación.

a. SIMULACIÓN DEL MPC

Para el análisis y sintonización de la respuesta de la variable nivel en la simulación del controlador, se realizó los siguientes pasos.

Simulación de la Variable Nivel:

Se ejecuta el controlador con los valores por defecto en los parámetros y costos, para las restricciones se coloca los valores de las limitaciones físicas de los sensores y actuadores de la planta. Dado que es una simulación se ingresa varios setpoints a ejecutarse en diferentes tiempos. Se observa en la figura 3.3 la ejecución del controlador con los valores iniciales.

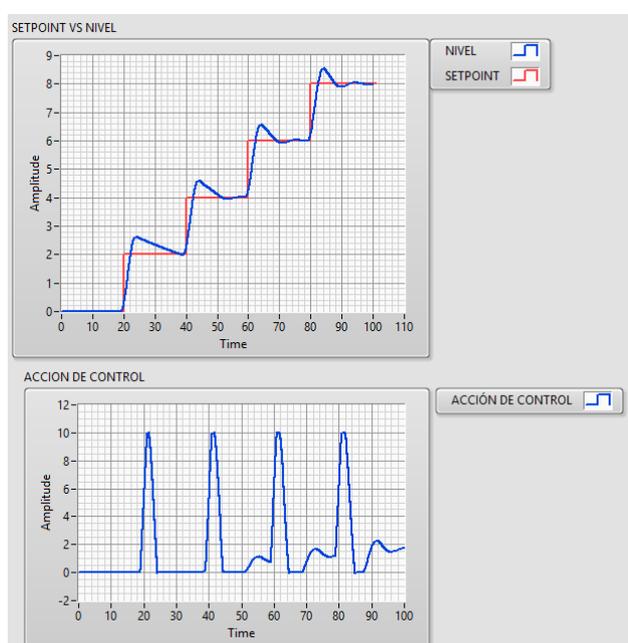


Figura 3.3 Gráficas del setpoint y la acción de control de la simulación de la variable nivel con un Hp:10.

A continuación se realiza la simulación con un horizonte de predicción mayor al anterior en este caso de 20. Como se muestra en la figura 3.4 se puede observar la respuesta con un horizonte de predicción mayor.

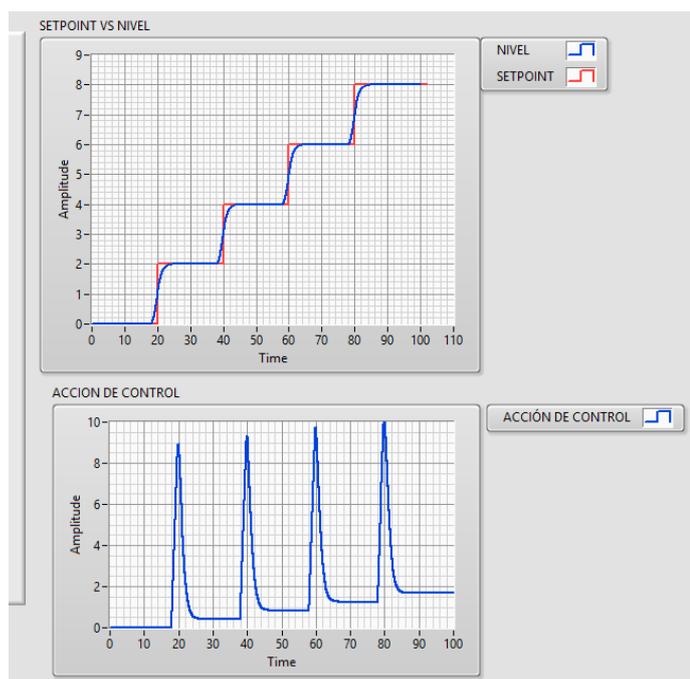


Figura 3.4 Gráficas del setpoint y la acción de control de la simulación de la variable nivel con un Hp:20.

RESULTADO

En la figura 3.3 y figura 3.4 se observa que después de haber cambiado los parámetros correspondientes, para un valor mayor de horizonte de predicción hay una mejora en la estabilización de la señal del proceso, ya no se observa el sobreimpulso al llegar al setpoint y una mejor respuesta en la señal de control.

Simulación de la Variable Temperatura:

A continuación se procedió con el análisis de la respuesta de la variable temperatura.

Para el análisis y sintonización de la respuesta de la variable temperatura en la simulación del controlador, se realizó los siguientes pasos.

Se ejecuta el controlador con los valores por defecto en los parámetros y costos, para las restricciones se coloca los valores de las limitaciones físicas del sensor de temperatura y niquelina de la planta. Dado que es una simulación se ingresa varios setpoints a ejecutarse en diferentes tiempos. Se observa en la figura 3.5 la ejecución del controlador con los valores iniciales.

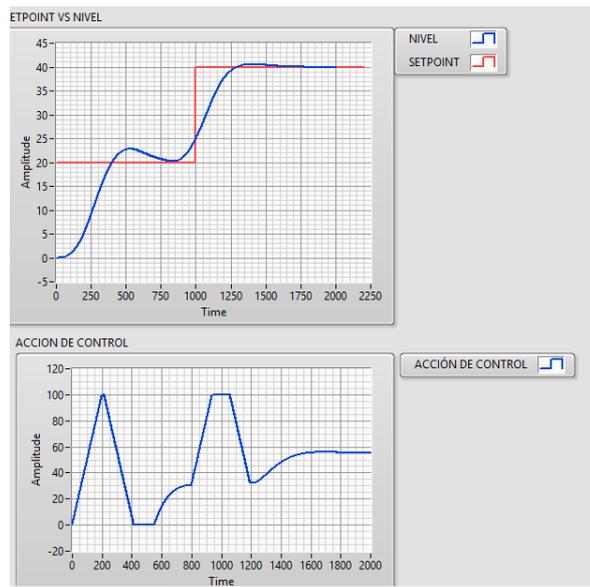


Figura 3.5 Gráficas del setpoint y la acción de control de la simulación de la variable temperatura con un Hp:200.

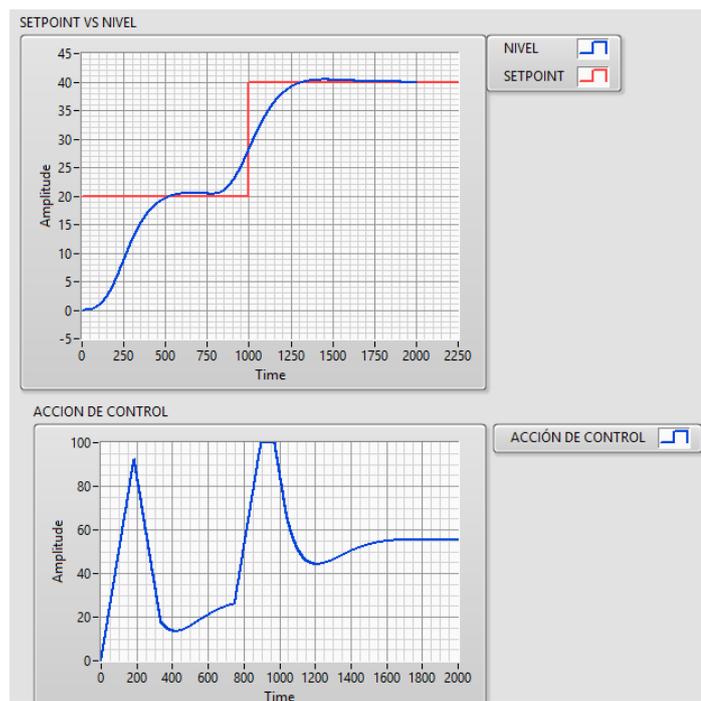


Figura 3.6 Gráficas del setpoint y la acción de control de la simulación de la variable temperatura con un Hp:300.

RESULTADO

En la figura 3.5 y figura 3.6 se observa que después de haber cambiado los parámetros correspondientes, para un valor mayor de horizonte de predicción hay una mejora en la estabilización de la señal del proceso, se observa un sobreimpulso pero

esto se debe a que la variable temperatura es una variable lenta lo que ocasiona este sobreimpulso.

Con la simulación de las dos variables se tendrá una idea de las respuestas que se podrán tener al momento de implementar el MPC en la planta.

b. IMPLEMENTACIÓN DEL MPC

A continuación se procede con la implementación del controlador MPC en la planta, colocando los valores que ya se obtuvieron previamente en la simulación, y en caso de ser necesario ajustarlos para obtener una mejor respuesta.

Implementación de la variable Nivel:

Para el análisis y sintonización de la respuesta de la variable nivel en la implementación del controlador, se realizó los siguientes pasos.

Se ejecuta el controlador con los valores obtenidos en la simulación, los valores de las restricciones son las limitaciones físicas del sensor ultrasónico, y de la válvula proporcional. Para la sintonización del controlador se lo ejecutó con un setpoint de valor 4, sabiendo que el nivel máximo de la lectura del sensor es 9lt se procedió probando un valor medio. Se observa en la figura 3.7 la ejecución del controlador con los valores obtenidos en la simulación.

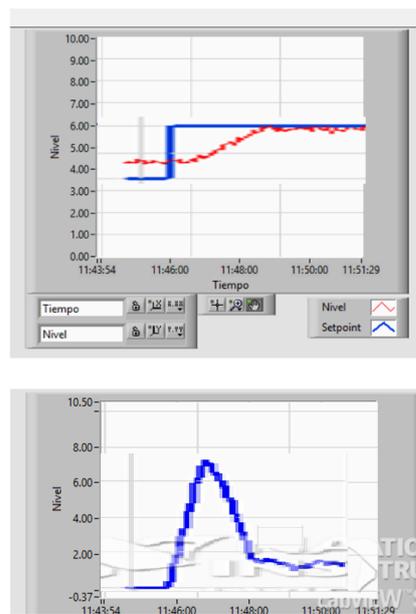


Figura 3.7 Gráficas del setpoint y la acción de control de la implementación de la variable nivel con un Hp: 20 Hc: 1

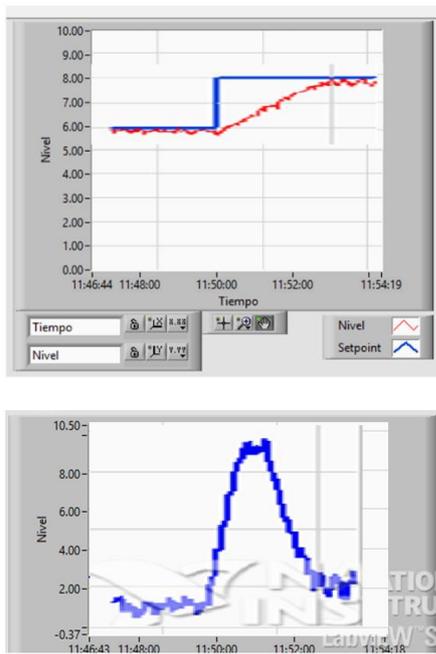


Figura 3.8 Gráficas del setpoint y la acción de control de la implementación de la variable nivel con un Hp: 30 Hc: 1

RESULTADO:

Después de haber realizado la implementación del MPC con los valores obtenidos en la simulación, se observó que reacción del sistema es muy buena y la acción de control llega al valor deseado.

Implementación de la variable Nivel:

Para el análisis y sintonización de la respuesta de la variable temperatura en la implementación del controlador, se realizó los siguientes pasos.

Se ejecuta el controlador con los valores obtenidos en la simulación, los valores de las restricciones son las limitaciones físicas del Sensor de temperatura, y de la Niquelina. Para la sintonización del controlador se lo ejecuto con un setpoint de valor 4, sabiendo que el nivel máximo que alcanza el tanque es 9 se procedió probando un valor medio. Se observa en la figura 3.9 la ejecución del controlador con los valores obtenidos en la simulación.

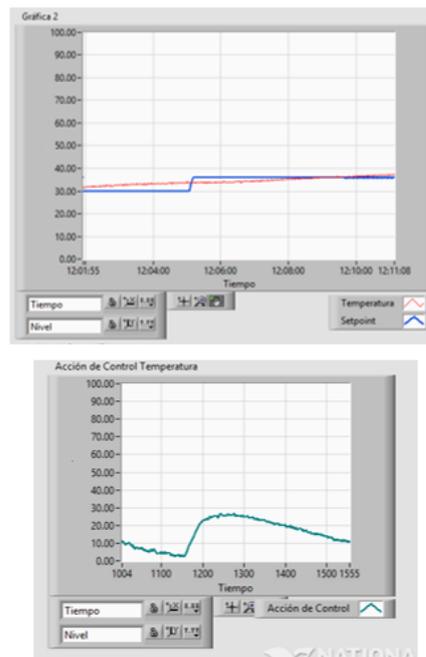


Figura 3.9 Gráficas del setpoint y la acción de control de la implementación de la variable temperatura con un Hp: 300 Hc:1.

RESULTADO:

Después de haber realizado la implementación del MPC con los valores obtenidos en la simulación, se observó que reacción del sistema es muy buena y la acción de control llega al valor deseado si tener la necesidad de corregir la matriz de costos para que mejore la señal.

3.2. ALCANCES Y LIMITACIONES

3.2.1. ALCANCES

- Para empezar se realizó el acoplamiento de la tarjeta NI myRIO-1900 a la estación compacta de trabajo FESTO MPS PA, pudiendo controlar la planta de dos maneras con el PLC instalado de fábrica y con una tarjeta acoplada.
- La estación de trabajo compacta FESTO MPS PA, la tarjeta NI myRIO-1900 y el controlador MPC aportará a los estudiantes de la carrera de ingeniería mecatrónica aptitudes para el modelado y diseño de controladores modernos, que sería útil como ejemplos prácticos para su vida profesional.

- Se obtuvo el modelo matemático en matrices de espacios de estado a través de la aplicación IDENT del software MATLAB para la estación de trabajo compacta FESTO MPS PA.
- Se diseñó e implementó un control predictivo multivariable para la estación de trabajo compacta FESTO MPS PA
- El control predictivo basado en modelo MPC, es útil para aprender técnicas de control moderno, este controlador permite analizar el comportamiento de la planta a futuro mediante el modelo en espacios de estado, el controlador facilita las opciones de poner restricciones físicas al sistema, corregirlas en tiempo real y compensar la acción de control de la salida de la planta.

3.2.2. LIMITACIONES

- No se puede obtener el modelo matemático de una variable que tenga mayor número de muestras que la variable con la que se va a realizar el modelo, es decir las dos variables deben contener el mismo número de muestras para poder obtener y validar un modelo.
- Se debe realizar la compilación del FPGA de la tarjeta NI myRIO-1900 cada vez que se cree un nuevo programa en esta capa, esta compilación tarda un tiempo aproximado de 40 minutos.
- No se puede comparar el controlador MPC implementado en la estación de trabajo compacta FESTO MPS PA con un controlador tradicional como el PID, ya que no existe un standard para la configuración de las constantes de este controlador, motivo por el cual no se realizó esta comparación.

CAPÍTULO IV

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1. CONCLUSIONES

- Según los datos obtenidos de la planta para obtener un funcionamiento adecuado, el diseño y la implementación del algoritmo de control predictivo multivariable, requiere disponer de un modelo lo más cercano al real y fiable del proceso a controlar, para ello se emplea el software Matlab, para obtener un modelo dinámico y real del sistema.
- La herramienta IDENT del software Matlab, brinda la opción de generar un modelo matemático con el uso de datos correspondientes a las entradas y salidas de las diferentes variables, con esta información se genera un modelo de la planta en espacios de estados que es requerida para el controlador MPC de LabVIEW, es importante destacar que los datos de muestreo de cada variable deben contener el mismo número de muestras, tanto en los datos de entrada como de salida para poder ingresar al workspace de Matlab y posteriormente al IDENT.
- Gracias a la versatilidad de la estación de trabajo compacta MPS PA de FESTO, que tiene la posibilidad de operar con otras tarjetas o dispositivos que la controlen, fue posible desarrollar otra alternativa para su manejo y no solamente depender del PLC instalado.
- La ejecución del algoritmo en el controlador MPC se realiza calculando una secuencia de acciones de control futuras, en el caso multivariable la función objetivo trabaja con vectores para cada variable de tal manera que la función objetivo se minimiza.
- La planta no cuenta con una perturbación significativa en el control de temperatura, por lo que los datos adquiridos en el modelo son de manera ascendente, motivo por el cual el proceso de modelado se torna muy lento.
- El controlador MPC utiliza un elevado gasto matemático o procesamiento de datos, por lo que se utiliza una tarjeta con FPGA que facilita la implementación

de controladores avanzados, la tarjeta NI myRIO tiene la capacidad de realizar varias funciones en paralelo, por lo que es idónea para controlar procesos multivariable.

- El controlador MPC no tiene definido una metodología para la sintonización, sin embargo se realizaron pruebas usando técnicas de prueba error, para lograr una respuesta adecuada.
- El controlador MPC, puede manipular los parámetros, restricciones, pesos y costos obtenidos en la simulación, mediante la organización de datos en una Matriz de LabVIEW, para realizar cambios en tiempo real sin necesidad de detener el algoritmo de control predictivo multivariable.
- El valor del horizonte de control se cambia de acuerdo al comportamiento de la señal del controlador MPC, ya que si se tiene un adecuado valor de predicciones el controlador reacciona de mejor manera y se aproxima al setpoint sin generar sobreimpulsos.

4.2. RECOMENDACIONES

- Es necesario desconectar los cables de comunicación del PLC, y de alimentación de la fuente de la estación de trabajo compacta FESTO MPS PA, para evitar inconvenientes con la conexión de la tarjeta NI myRIO.
- Utilizar la tarjeta NI myRIO-1900 para la ejecución del controlador MPC, ya que las características técnicas de la tarjeta permiten trabajar sin complicaciones.
- Es recomendable utilizar la comunicación Wi-Fi de la tarjeta NI myRIO para facilitar el control de la planta.
- Adquirir el mayor número de muestras posibles de las variables de la planta, para obtener un modelo más fiable.
- Al momento de realizar la compilación del FPGA procurar seguir con la programación del RT para optimizar tiempo de trabajo.

- No realizar cambios innecesarios en la capa de programación del FPGA, para evitar realizar compilaciones y ahorrar tiempo.
- Seguir un orden en la programación del diagrama de bloques para realizar depuraciones más rápidas.
- No crear demasiadas variables globales para el control del HMI en la capa de la PC, ya que produce un retardo en el envío y recepción de datos.
- Se aconseja probar varios valores de los horizontes de predicción para observar las distintas respuestas del controlador, y elegir la adecuada.
- Profundizar la investigación del control predictivo basado en modelo MPC, para no tener inconvenientes en el desarrollo e implementación del mismo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BIBLIOGRAFÍA

- Wang L. (2009). *Model Predictive Control System and Implement Using MATLAB*. Londres: Springer.
- Bordóns, C., & Camacho, E. (2004). *Modern Predictive Control*. Springer.
- FESTO. (2008). MPS PA Compact Work Station.
- National Instruments. (2013). *User Guide and Specifications NI myRIO-1900*. Austin, Texas: Natinal Instruments Corporation.

LINKOGRAFÍA

- Ati, S. P. (2011). Análisis, Diseño e Implementación de Controladores Predictivos. Sangolquí, Pichincha, Ecuador. (último acceso 02/02/2015). <http://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/4766>
- Bemporad, Morari, & Lawrence. (2014). Model Predictive Control Toolbox User's Guide. Natick, Massachusetts, Estados Unidos. (último acceso 08/11/2014). http://cn.mathworks.com/help/pdf_doc/mpc/mpc_gs.pdf
- Benavides, V. C. (Diciembre de 2010). Desarrollo de un Módulo para la Enseñanza del Control Predictivo Basado en Modelo - CPBM. Quito, Pichincha, Ecuador. (último acceso 20/08/2014). <http://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/2689/1/CD-3375.pdf>
- Bordons, C. (Octubre de 1994). Control Predictivo Generalizado De Procesos Industriales: Formulaciones Aproximadas. Sevilla, España. (último acceso 25/03/2015). <http://fondosdigitales.us.es/tesis/tesis/79/control-predictivo-generalizado-de-procesos-industriales-formulaciones-aproximadas/>
- Bordóns, C. (2000). Control Predictivo: metodología, tecnología y nuevas perspectivas. Aguadulce, Almería, España. (último acceso 20/02/2015). <http://controlps2316sept2009.wikispaces.com/file/view/CONTROL+PREDICTIVO.pdf>
- Feroldi, D. (2012). Control Predictivo Basado en Modelo con Restricciones. Rosario, Argentina. (último acceso 19/09/2014). http://www.cifasis-conicet.gov.ar/feroldi/objetos/MPC_clases.pdf
- LabVIEW. (Junio de 2008). Control Desing User Manual. (último acceso 10/05/2015). <http://www.ni.com/pdf/manuals/371057g.pdf>
- Limón, D. (Septiembre de 2002). Control predictivo de sistemas no lineales con restricciones: estabilidad y robustez. Sevilla, España. (último acceso 17/08/2014). <http://www.esi2.us.es/~limon/papers/LimonPHD02.pdf>
- MATHWORKS. (s.f.). (último acceso 12/02/2015). <http://www.mathworks.com/products/sysid/features.html#model-identification-from-data>
- Rodríguez, D., & Bordons, C. (2005). Análisis y Control de Sistemas en Espacios de Estado. Sevilla, España. (último acceso 20/11/2014). <http://www.esi2.us.es/~danirr/apuntesIC4.pdf>

ANEXOS