

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA ELECTRÓNICA**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de:
INGENIEROS ELECTRÓNICOS**

**TEMA:
IMPLEMENTACIÓN DE UN CONTROL DE MATRIZ DINÁMICA (DMC) DE
LA VARIABLE NIVEL, EN LA PLATAFORMA DE PROCESOS
CONTINUOS, UTILIZANDO UN PAC**

**AUTORES:
JONNATHAN JAVIER ARÉVALO CANDO
PABLO ISRAEL FLORES SUQUILLO**

**TUTOR:
WILLIAM MANUEL MONTALVO LÓPEZ**

Quito, julio del 2018

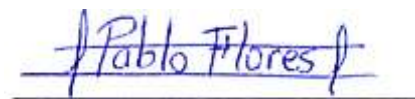
CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotros, Jonnathan Javier Arévalo Cando con documento de identificación N° 171910270-7 y Pablo Israel Flores Suquillo con documento de identificación N° 172089643-8, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del trabajo de titulación intitulado: “IMPLEMENTACIÓN DE UN CONTROL DE MATRIZ DINÁMICA (DMC) DE LA VARIABLE NIVEL, EN LA PLATAFORMA DE PROCESOS CONTINUOS, UTILIZANDO UN PAC”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de Ingenieros Electrónicos, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en nuestra condición de autores nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribimos este documento en el momento que hacemos entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.



Jonnathan Javier Arévalo Cando
C.I. 171910270-7



Pablo Israel Flores Suquillo
C.I. 172089643-8

Quito, julio del 2018

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR

Yo declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el Proyecto Técnico, “IMPLEMENTACIÓN DE UN CONTROL DE MATRIZ DINÁMICA (DMC) DE LA VARIABLE NIVEL, EN LA PLATAFORMA DE PROCESOS CONTINUOS, UTILIZANDO UN PAC” realizado por Jonnathan Javier Arévalo Cando y Pablo Israel Flores Suquillo, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana, para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito, julio del 2018

A handwritten signature in blue ink, consisting of several overlapping loops and lines, positioned above a horizontal line.

William Manuel Montalvo López

C.I. 1712789989

DEDICATORIA

Este Trabajo de Titulación se lo dedico a Dios por darme sabiduría y fortaleza; a mis padres Juan Arévalo y Elisa Cando por esta gran oportunidad de estudiar y por el apoyo incondicional durante toda la etapa de mi carrera, por darme ánimos a pesar de las dificultades que pasaron durante estos años, por su paciencia y cariño; a mis hermanos por las recomendaciones y haberme acompañado en estos años siendo una guía para culminar mis estudios y llegar hacia mi meta; gracias a los docentes de la Universidad Politécnica Salesiana por impartir sus conocimientos académicos; así como también a los docentes del Laboratorio de Electrónica por sus conocimientos técnicos-prácticos y a todas las personas que de alguna u otra forma fueron apoyo para la realización de este proyecto.

Jonnathan

Dedico este trabajo a mi madre Laura Suquillo quien ha sido un pilar fundamental en mi vida brindándome su apoyo y amor incondicional, motivándome para alcanzar esta meta.

A mi padre Aníbal Flores que siempre me aconseja en los momentos buenos y malos de mi vida y se esfuerza, para que toda la familia pueda salir adelante.

A mi hermano Byron Flores que con sus conocimientos ha sido de gran ayuda para reforzar mi parte académica.

A mi pequeño sobrino, Luis Flores, por brindarme momentos de alegría.

A mi abuelita Manuela Guayasamín por darme ánimos, e incentivarme a ser mejor en el ámbito personal y profesional.

No tengo más palabras que decir. ¡Muchas gracias Familia por ayudarme a cumplir este logro en mi vida!

Pablo

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Politécnica Salesiana, especialmente, a la Carrera de Ingeniería Electrónica por permitirnos formar parte de ella; además por formarnos en la parte académica y humana. Al ingeniero William Montalvo por guiarnos y brindarnos sus conocimientos que permitieron culminar este proyecto.

ÍNDICE DE CONTENIDO

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR.....	i
DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR.....	ii
DEDICATORIA	iii
AGRADECIMIENTOS	iv
ÍNDICE DE CONTENIDO.....	v
RESUMEN.....	xi
ABSTRACT.....	xii
INTRODUCCIÓN	xiii
CAPÍTULO 1.....	1
ANTECEDENTES	1
1.1 Planteamiento del problema	1
1.2 Justificación.....	1
1.3 Objetivos	2
1.3.1 Objetivo General	2
1.3.2 Objetivos específicos	2
1.4 Beneficiarios.....	2
CAPÍTULO 2.....	3
MARCO CONCEPTUAL	3
2.1 Introducción.....	3
2.2 Control Predictivo basado en Modelo - MPC	3
2.2.1 Componentes principales del MPC.....	4
2.2.2 Estrategia del MPC	4
2.3 Control de Matriz Dinámica - DMC	5
2.3.1 Funcionamiento del Control DMC	6
2.4 Sistema Matemático del Algoritmo DMC.....	7
2.4.1 Modelo de respuesta escalón.....	7

2.4.2	Modelo de Predicción	7
2.4.3	Representación Matricial del Modelo de Predicción	10
2.4.4	Función Objetivo.....	11
2.4.5	Ley de control	12
2.5	Lazo de Control	13
2.6	Controlador de Automatización Programable - PAC.....	13
2.6.1	Sistema de Control y Adquisición basado en FPGA - CompactRIO...	14
2.6.2	cRIO-9073.....	14
2.6.3	NI 9263	15
2.6.4	NI 9201	16
2.7	Transmisor de Nivel	17
2.7.1	Funcionamiento Sensor de presión diferencial	17
2.7.2	Transmisor de presión diferencial electrónico Foxboro 823DP	18
2.8	Transductor.....	18
2.8.1	Transductor electroneumático 546.....	18
2.8.2	Servo válvula.....	19
2.9	Tanque Almacenamiento.....	19
2.10	Criterio de desempeño IAE.....	20
2.11	Test de Wilcoxon.....	20
2.11.1	Prueba de Wilcoxon para muestras grandes	21
CAPÍTULO 3.....		22
DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN		22
3.1	Introducción.....	22
3.2	Montaje del PAC en la Plataforma de Procesos Continuos	22
3.3	Convertidor de voltaje a corriente	23
3.3.1	Diseño PCB convertidor de voltaje a corriente.....	24
3.3.2	Placa PCB del convertidor de voltaje a corriente.....	24

3.3.3	Conexión del circuito convertidor al módulo de salidas.....	24
3.4	Convertidor de corriente a voltaje	25
3.4.1	Diseño PCB convertidor de corriente a voltaje.....	25
3.4.2	Placa PCB del convertidor de corriente a voltaje.....	26
3.4.3	Conexión del circuito convertidor al módulo de entradas	26
3.5	Crear un nuevo proyecto en LabVIEW	31
3.6	Escalamiento de Señales Lineales	33
3.6.1	Escalamiento de la señal de entrada.....	33
3.6.2	Escalamiento de la señal de salida	34
3.7	Recolección de Datos	34
3.7.1	El Modelo del Proceso de Control de Nivel	35
3.8	Diagrama P&ID del proceso del control de nivel.	36
3.9	Diagrama de flujo del control de Nivel	36
3.10	Implementación del algoritmo DMC en MathScript	37
3.11	Diagrama de flujo del algoritmo (DMC)	38
CAPÍTULO 4.....		39
PRUEBAS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.....		39
4.1	Introducción.....	39
4.2	Resultados ponderando la referencia de predicción	39
4.3	Resultados ponderando el esfuerzo de control	40
4.4	Resultados variando el horizonte de control	41
4.5	Resultados variando el horizonte de predicción	42
4.6	Resultados del sistema con perturbación.....	44
4.7	Índices de desempeño.....	45
4.8	Test Wilcoxon	47
CONCLUSIONES		49
RECOMENDACIONES		51

REFERENCIAS..... 53

ANEXOS

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Estructura de un algoritmo predictivo	5
Figura 2.2. Respuesta ante la entrada escalón.....	8
Figura 2.3. Ley de Control	13
Figura 2.4. Control de lazo cerrado variable nivel.....	13
Figura 2.5. cRio-9073	14
Figura 2.6. NI 9263 Módulo de Salidas Analógicas	15
Figura 2.7. Circuito de salida para un canal de la NI 9263	16
Figura 2.8. NI 9201 Módulo de Entradas Analógicas.....	17
Figura 2.9. Circuitos de entradas NI 9201	17
Figura 2.10. Medición Nivel por Presión Diferencial.....	18
Figura 2.11. Transmisor de Nivel Foxboro 823DP.....	18
Figura 2.12. Transductor electroneumático 546	19
Figura 2.13. Servo Válvula	19
Figura 2.14. Tanque Almacenamiento	20
Figura 3.1. Montaje del PAC	22
Figura 3.2. Fuente de Alimentación.....	23
Figura 3.3. Diseño esquemático del convertidor de voltaje a corriente	23
Figura 3.4. Diseño PCB del convertidor de voltaje a corriente	24
Figura 3.5. Placa PCB convertidor de voltaje a corriente	24
Figura 3.6. Conexión del circuito convertidor a la entrada AO1	25
Figura 3.7. Diseño esquemático del convertidor de corriente a voltaje	25
Figura 3.8. Diseño en PCB del convertidor de corriente a voltaje.....	26
Figura 3.9. Placa PCB convertidor de corriente a voltaje	26
Figura 3.10. Conexión del circuito convertidor a la entrada AI0.....	26
Figura 3.11. Conexión del chasis a la PC.....	27
Figura 3.12. Configuración del software NI MAX	28
Figura 3.13. Instalación de los periféricos del controlador	28
Figura 3.14. Periféricos del controlador.....	29
Figura 3.15. Configuración dirección del cRIO 9073.....	29
Figura 3.16. Configuración de la conexión de red de la PC	30
Figura 3.17. Configuración de la dirección estática de la PC	30
Figura 3.18. Conexión entre PC y PAC	31

Figura 3.19. Configuración de tarjetas y dispositivos.....	31
Figura 3.20. Elección del NI-cRIO9073-014C0244	32
Figura 3.21. Elección modo Scan Interface	32
Figura 3.22. Reconocimiento de los módulos conectados al chasis	33
Figura 3.23. Escalamiento de la señal de entrada	34
Figura 3.24. Escalamiento de la señal de salida.....	34
Figura 3.25. Adquisición de Datos.....	35
Figura 3.26. Sistema de identificación Ident de Matlab.....	35
Figura 3.27. Diagrama P&ID del proceso del control de nivel.....	36
Figura 3.28. Flujograma del control de nivel.....	37
Figura 3.29. Algoritmo DMC en MathScript.....	38
Figura 3.30. Flujograma del Algoritmo DMC	38
Figura 4.1. Resultados en la salida ponderando la referencia de predicción	39
Figura 4.2. Resultados en la salida ponderando el esfuerzo de control	40
Figura 4.3. Resultados variando el horizonte de control.....	41
Figura 4.4. Resultados simulados variando el horizonte de predicción.....	42
Figura 4.5. Resultados en la salida variando el horizonte de predicción	43
Figura 4.6. Resultados del sistema y la acción de control con perturbación	44

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Tabla hipótesis Test Wilcoxon.....	20
Tabla 4.1. Resultados del experimento 1	40
Tabla 4.2. Resultados del experimento 2	41
Tabla 4.3. Resultados del experimento 3	42
Tabla 4.4. Resultados del experimento 4	43
Tabla 4.5. Resultados del experimento 5	44
Tabla 4.6. Índices de desempeño variando alfa	45
Tabla 4.7. Índices de desempeño variando lambda.....	46
Tabla 4.8. Test de Wilcoxon control DMC.....	47
Tabla 4.9. Resultados Test de Wilcoxon.....	48

RESUMEN

El presente proyecto presenta la implementación de un Control de Matriz Dinámica de la variable Nivel utilizando un controlador de automatización programable (PAC) en la plataforma de procesos continuos de la Carrera de Ingeniería Electrónica. Además de determinar el modelo matemático del proceso de la plataforma que permite la aplicación de un control predictivo para verificar el comportamiento de la variable en mención y mejorar los tiempos como la calidad del proceso. Por medio del software MAX de National Instruments se realiza la comunicación entre el controlador y el software de LabVIEW. Para implementar el algoritmo predictivo DMC se efectuó la adquisición de datos y escalamiento de las señales del sensor y actuador por medio de Mathscript obteniendo datos en tiempo real, permitiendo que el control de la planta tenga mayor eficacia, mediante la variación de los parámetros lambda, alfa, horizonte de control y predicción se desarrolló pruebas para verificar que efectos produce el algoritmo predictivo DMC en la planta de pruebas, por medio del índice de desempeño error de integral absoluto (IAE), se determinó la eficiencia ponderando los parámetros de sintonización lambda y alfa en el algoritmo DMC con el test de Wilcoxon para determinar que parámetro genera mejor dinámica en el sistema.

Palabras clave: alfa, IAE, lambda, horizonte de control, horizonte de predicción.

ABSTRACT

The present project presents the implementation of a Dynamic Matrix Control of the variable Level using a programmable automation controller (PAC) in the continuous process platform of the Electronic Engineering Career. In addition to determining the mathematical model of the platform process that allows the application of a predictive control to verify the behavior of the variable in question and improve times such as the quality of the process. Through the National Instruments MAX software, communication was made between the controller and the LabVIEW software. To implement the DMC predictive algorithm, data acquisition and scaling of the sensor and actuator signals were performed by means of Mathscript, obtaining data in real time, allowing control of the plant to be more efficient, by varying the lambda parameters, alpha, control horizon and prediction tests were developed to verify the effects produced by the predictive algorithm DMC in the testing plant, by means of the error index of absolute integral (IAE), the efficiency was determined by weighting the parameters of lambda tuning and alpha in the DMC algorithm with the Wilcoxon test to determine which parameter generates the best dynamics in the system.

Keywords: alpha, IAE, lambda, control horizon, prediction horizon.

INTRODUCCIÓN

Los algoritmos de predicción originalmente desarrollados para integrarlos en las plantas de energía y petroleras, los avances del control de matriz dinámica (DMC) ahora se pueden encontrar en variadas áreas de aplicación, incluyendo productos químicos, procesamiento de alimentos, automoción, aplicaciones aeroespaciales, etc. Y como en el control mostrado en el documento.

El documento está constituido de la siguiente manera:

En el Capítulo 1, se presentan los antecedentes, los objetivos principales planteados, la justificación y los beneficiarios.

En el Capítulo 2 se detallan los principios básicos del control predictivo basado en modelo (MPC), como las tres componentes principales del control predictivo que son el modelo que describe el proceso, el objetivo definido por una función objetivo y el procedimiento de optimización, como también el fundamento matemático del control de matriz dinámica (DMC) y los elementos que forman parte de la planta del sistema.

En el Capítulo 3 se describe, la implementación del algoritmo en la plataforma de procesos continuos de laboratorio de control con su identificación del sistema y el montaje del controlador de automatización programable (PAC) y finalmente la comunicación de la planta con el controlador.

En el Capítulo 4, se muestran los resultados experimentales de las pruebas del control DMC modificando los valores de sintonización para observar el comportamiento del sistema modificando estos parámetros, además se aplicó el test estadístico de Wilcoxon, para verificar el parámetro más eficiente del algoritmo DMC, como además las conclusiones y recomendaciones.

CAPÍTULO 1

ANTECEDENTES

1.1 Planteamiento del problema

En la actualidad la industria ecuatoriana está enfatizándose en mejorar los procesos de producción para hacer más competitivo el producto nacional con el extranjero. Los procesos actuales demandan una mejora de tecnología sobre todo en los controladores industriales.

El funcionamiento de un control PID de procesos de control de nivel que tienen retardo pueden ser optimizados incorporando un control predictivo para compensar el retardo de la respuesta en este sistema.

El controlador PID ha llegado a ser la herramienta de regulación de variables de proceso más usada, generando problemas de sistemas en el sector industrial, originando pérdida de eficiencia en la productividad y disminución de tiempos en la producción. Dentro de las técnicas de control moderno que han surgido, como el control de matriz dinámica para responder en aplicaciones en las cuales el controlador PID no ha operado satisfactoriamente.

Por tanto, se plantea la pregunta: ¿Se puede aplicar un control de Matriz Dinámica sobre la variable nivel que satisfaga las necesidades del proceso?

1.2 Justificación

Actualmente, las industrias extranjeras han avanzado rápidamente, debido al desarrollo de nuevas tecnologías de control, como: controles automáticos, controles predictivos y sistemas inteligentes como la lógica difusa. Convirtiéndose en temas de actualidad con gran beneficio a la Industria del País. Investigar qué tipo de controladores modernos se pueden adaptar a procesos reales parecidos a los de la Industria Ecuatoriana con la necesidad de comprobar la efectividad y fiabilidad de este tipo de controladores con respecto a los controladores clásicos y verificar si los algoritmos de predicción pueden manejar una diversidad de procesos simples o complejos con una mayor rapidez y exactitud que un controlador clásico ya que poseen

información científica generando un valioso aporte técnico, por los diferentes campos en los que pueden ser aplicados.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Implementar un Control de Matriz Dinámica (DMC) utilizando un PAC para el control de la variable nivel, en la plataforma de entrenamiento de procesos continuos de la Carrera de Ingeniería Electrónica.

1.3.2 Objetivos específicos

- Analizar el principio de funcionamiento de la plataforma de procesos continuos existente en el Laboratorio de Teoría de Control, para controlar la variable nivel.
- Determinar el modelo matemático del proceso de nivel para simular el comportamiento del algoritmo Control de Matriz Dinámica (DMC).
- Implementar el algoritmo de Control de Matriz Dinámica en el Controlador de Automatización Programable para el control real de la variable nivel.
- Verificar el comportamiento real de la variable nivel, para el análisis y comprensión de resultados del Control de Matriz Dinámica (DMC).

1.4 Beneficiarios

Mediante la implementación del presente proyecto técnico los beneficiarios serían todas las empresas que manejen procesos industriales, los estudiantes de la Universidad Politécnica Salesiana y el grupo de investigación de electrónica control y automatización (GIETEC) de la Carrera de Electrónica.

CAPÍTULO 2

MARCO CONCEPTUAL

2.1 Introducción

El control predictivo apareció en los años setenta, en base del uso del modelo matemático del proceso, determinando las acciones de control futuras en la salida, ayudando esto a minimizar el error predicho, ya que en cada muestreo se actualiza la información optimizando el proceso.

Rápidamente el Control Predictivo Basado en Modelo - MPC obtuvo gran acogida en procesos industriales por motivos de la sencillez del algoritmo y la fácil utilización de la respuesta escalón del modelo dinámico. Los algoritmos utilizados fueron, principalmente, el Comando de Identificación - IDCOM y el Control con Matriz Dinámica - DMC. (Bordons Alba, 2000).

Las industrias de procesos se enfrentan, actualmente, con un mercado muy dinámico y difícilmente predecible. Debido a las grandes capacidades de producción instaladas en casi todos los segmentos de la industria, el mercado se ha convertido en un mercado de clientes completo. Las industrias de procesos deben operar los procesos de producción en un acuerdo cada vez más cercano con las oportunidades del mercado y la demanda del mercado para seguir siendo competitivos y rentables. El Control Predictivo de modelo es una tecnología de control, utiliza las características conocidas del comportamiento dinámico de los procesos para impulsar los procesos a las condiciones deseadas a lo largo de trayectorias determinadas. Las características desconocidas del comportamiento del proceso se compensan con el control de retroalimentación tradicional. (Backx & Ton, 1999).

2.2 Control Predictivo basado en Modelo - MPC

El Control Predictivo basado en Modelo hace uso del modelo del proceso para obtener la señal de control al minimizar una función objetivo. Las ideas principales en un algoritmo de predicción son:

- Utilización del modelo matemático para predecir acciones de control futuras;

- Cálculo de las acciones de control secuenciales que minimiza una función costo; y
- Estrategia de retroceso, el horizonte se desplaza hacia el futuro en cada instante de tiempo, por lo cual la utilización de la primera señal de control de la secuencia calculada en cada paso. (Camacho & Bordons, 2007).

El MPC se refiere a un algoritmo informático que usa el modelo dinámico del proceso, para calcular las acciones de control futuras de la planta intentando mejorar los procesos mediante el cálculo de secuencias futuras de la variable manipulada. (Qin & Badgwell, 2002).

2.2.1 Componentes principales del MPC

El método de control predictivo del modelo consta de tres componentes principales. Esos son, a saber:

- Modelo dinámico del proceso
- La función costo
- Optimizador

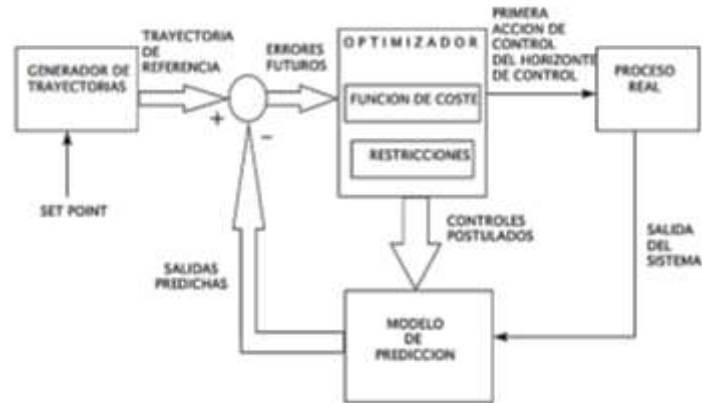
El modelo de proceso incluye la información sobre el proceso controlado y se usa para predecir la respuesta de los valores del proceso de acuerdo con las variables de control manipuladas. La función de costo o función objetivo es una medida del rendimiento del modelo de proceso. Se requiere que el sistema de control siga un patrón particular. Esto se logra minimizando la función de costo o la función objetivo, se asegura que el error se reduzca. Aquí la optimización significa resolver el algoritmo MPC. La técnica de optimización consiste en minimizar la función objetivo, definida en la declaración del problema. La solución de la minimización de la función objetivo proporciona una señal de entrada adecuada que hace que la salida del sistema siga la trayectoria de referencia. (Rashmi & Angshuman, 2010).

2.2.2 Estrategia del MPC

Para implementar esta estrategia, se usa la estructura básica que se muestra en la Figura 2.1. Un modelo se utiliza para predecir los resultados de planta futuros, en base a las acciones pasadas y actuales y las acciones futuras de control. Las acciones son

calculadas por la función costo. El modelo matemático debe representar, fielmente, la dinámica de la planta para predecir con precisión los resultados futuros y ser simple de implementar y comprender. Como MPC no es una técnica única, sino más bien un conjunto de metodologías diferentes, existen muchos tipos de modelos utilizados en diversas formulaciones. (Bordons Alba, 2000)

Figura 2.1. Estructura de un algoritmo predictivo



Fuente: (Sanchis, 2002).

Uno de los más populares modelos de respuesta en la industria es el modelo de respuesta de impulso truncado, que es muy fácil de obtener ya que solo necesita la medición de la salida cuando el proceso se excita con una entrada de impulso. Es utilizado en el ámbito industrial. Estrechamente relacionado con este tipo de modelo está el modelo de respuesta gradual, que se obtiene cuando la entrada es un paso. Este tipo de modelo se entiende mejor en la industria que los modelos de espacio de estado, ya que algunos de los conceptos utilizados en el contexto de la función de transferencia, como el tiempo muerto, las ganancias y las constantes de tiempo, generalmente se emplean en la industria. (Camacho & Bordons, 2007).

2.3 Control de Matriz Dinámica - DMC

El control DMC, maneja la respuesta al escalón para modelar el sistema y predecir el comportamiento futuro de las variables controladas del proceso. Para efectuar la predicción se utiliza la matriz dinámica, sus dimensiones dependen de la cantidad de movimientos pretendidos para efectuar la acción de control y del tamaño de las muestras utilizadas, dependiendo del tiempo de la recolección de los datos. (Ramírez U., 2015).

El DMC fue desarrollado por Cutler y Ramaker de Shell Oil Co. Hoy en día, DMC tiene un gran éxito y es un producto comercial, debido a la identificación de modelos optimizando procesos. El éxito del DMC en procesos industriales proviene de su capacidad para manejar procesos multivariados. (Camacho & Bordons, 2007).

Las características clave del algoritmo de control DMC incluyen:

- Modelo de respuesta de paso lineal para la planta;
- Objetivo de rendimiento cuadrático sobre un horizonte de predicción finito;
- Comportamiento futuro de salida de la planta especificado al intentar siga el punto de ajuste lo más cerca posible; y
- Entradas óptimas calculadas por la función objetivo.

El objetivo de un controlador DMC es conducir la salida lo más cerca posible del punto de referencia en un sentido de mínimos cuadrados con un término de ponderación de la variable manipulada (MV).

Esto da como resultado movimientos de entrada calculados más pequeños y una respuesta de salida menos agresiva. Esta técnica proporciona un grado de solidez al error del modelo. Los factores de supresión de movimiento también proporcionan un importante beneficio numérico, ya que pueden usarse para mejorar directamente el acondicionamiento de la solución numérica. (Qin & Badgwell, 2002).

2.3.1 Funcionamiento del Control DMC

El DMC usa la respuesta al escalón del modelo, como también la función objetivo y la ley de control, que ayuda a minimizar el error, cual prioridad es llevar a la variable manipulada a la referencia deseada en el proceso. (Ramírez U., 2015).

El objetivo de un controlador DMC es conducir la salida lo más cerca posible del punto de referencia. Por lo tanto, las variables manipuladas se seleccionan para minimizar un objetivo cuadrático que puede considerar la minimización de errores futuros solo (Camacho & Bordons, 2007).

En el algoritmo DMC, la dinámica del proceso se describe, de una manera conveniente, mediante un modelo de paso por paso finito y de tiempo discreto. (Gawkowski P., 2007).

2.4 Sistema Matemático del Algoritmo DMC

2.4.1 Modelo de respuesta escalón

La señal escalón permite conocer la dinámica del proceso además de cuánto tiempo se demora en llegar al tiempo de establecimiento. Los coeficientes del modelo son los mismos que los valores de salida en cada paso de tiempo. Aquí g_i denota los coeficientes de respuesta al paso para el i -ésimo tiempo de muestra después de que se realiza un cambio en la entrada del paso unitario. El modelo de respuesta de paso finito es un vector de coeficientes de respuesta escalonada que pueden representarse como: $g_i = [g_1 g_2 g_3 g_4 g_5 \dots g_P]$, donde la longitud del modelo P es lo suficientemente larga como para garantizar que los valores de los coeficientes sean relativamente constantes. (Rashmi & Angshuman, 2010).

2.4.2 Modelo de Predicción

El modelo utilizado por el algoritmo DMC es el modelo de respuesta escalonada. Este modelo usa los coeficientes g_i que son la salida del sistema lineal cuando se excita usando un paso. Para reducir el número de coeficientes suponemos que el sistema es estable y la salida no cambia después de un tiempo de muestreo N . La expresión de la salida del sistema se da a través de la Ecuación 2.1. (Lopez, Borja, Grañan, & Oterino, 2013).

$$y(t) = \sum_{i=1}^N g_i \Delta u(t - i) \quad \text{Ec. (2.1)}$$

Donde:

g_i = Coeficiente respuesta al escalón

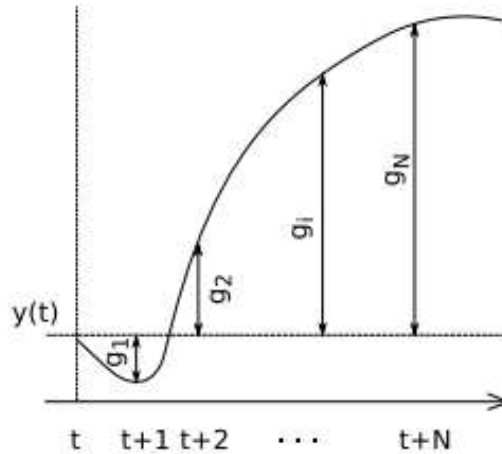
Δu = Son las variaciones de Control

$y(t)$ = Salida en el instante t

Matemáticamente, la respuesta escalonada se puede definir como la integral de la respuesta al impulso; dado un modelo de la otra, se puede obtener fácilmente.

Múltiples salidas son manejadas por superposición. La Figura 2.2 detalla los coeficientes g_i de la entrada escalón. (Bordons Alba, 2000).

Figura 2.2. Respuesta ante la entrada escalón



Fuente: (Bordons Alba, 2000).

Al usar el modelo de respuesta escalonada, se puede escribir los cambios de salida futuros previstos como una combinación lineal de movimientos de entrada futuros. La matriz que los une es la llamada matriz dinámica. El uso de esta representación permite que el vector de movimiento óptimo se calcule analíticamente por mínimos cuadrados. El control anticipado se incluye fácilmente en esta formulación modificando los resultados futuros previstos. En la práctica, la inversión de matriz requerida puede computarse fuera de línea para ahorrar cálculos. (Qin & Badgwell, 2002).

Con la Ecuación 2.1, los valores que se predicen a lo largo del horizonte se expresan como:

$$\hat{y}(t+k|t) = \sum_{i=1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k|t) \quad \text{Ec. (2.2)}$$

Donde \hat{n} representa las perturbaciones futuras, la Ecuación 2.2 también se puede escribir como:

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+k|t) &= \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t+k-i) \\ &+ \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t+k-i) + \hat{n}(t+k|t) \end{aligned} \quad \text{Ec. (2.3)}$$

Si se considera que en el futuro las perturbaciones son constantes, $\hat{n}(t + k | t) = \hat{n}(t | t) = y_m(t) - \hat{y}(t | t)$. Entonces se puede escribir que:

$$\begin{aligned} \hat{y}(t + k | t) &= \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t + k - i) \\ &+ \sum_{i=k+1}^{\infty} g_i \Delta u(t + k - i) + y_m(t) - \hat{y}(t | t) \end{aligned} \quad \text{Ec. (2.4)}$$

El término $\hat{y}(t | t)$ es igual a la Ecuación 2.1, por lo tanto, se reemplaza en la ecuación anterior y se aplican las propiedades de agrupación de sumatorias, para obtener:

$$\hat{y}(t + k | t) = \sum_{i=1}^k g_i \Delta u(t + k - i) + f(t + k) \quad \text{Ec. (2.5)}$$

Donde el primer término corresponde a la respuesta forzada, es decir la respuesta futura en el horizonte de predicción debido a las acciones de control futuras.

El término $f(t + k)$ es la respuesta libre del sistema que describe el comportamiento del proceso debido a su estado actual incluyendo el efecto de las acciones pasadas, y se expresa como:

$$\hat{y}^p = f(t + k) = y_m(t) + \sum_{i=1}^{\infty} (g_{k+i} - g_i) \Delta u(t - i) \quad \text{Ec. (2.6)}$$

Si los coeficientes g_i de la respuesta escalonada tienden a ser constantes después de N períodos de muestreo. La respuesta libre se puede calcular como:

$$f(t + k) = y_m(t) + \sum_{i=1}^N (g_{k+i} - g_i) \Delta u(t - i) \quad \text{Ec. (2.7)}$$

Hay que tener en cuenta que si el sistema no se vuelve estable N no existe, y la respuesta libre $f(t + k)$ no puede ser calculada.

2.4.3 Representación Matricial del Modelo de Predicción

Utilizando el modelo de respuesta escalonada para modelar el sistema y manteniendo la hipótesis de que las perturbaciones sobre el sistema son constantes a lo largo del horizonte, es posible calcular una predicción en el instante t de la salida hasta el instante bajo el efecto de las acciones de control m . Esa predicción viene dada por la Ecuación 2.5, que se representa matricialmente como:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{G} \Delta \mathbf{u} + \mathbf{f} \quad \text{Ec. (2.8)}$$

siendo $\hat{\mathbf{y}}$ la predicción de la salida, \mathbf{G} una matriz que contiene la dinámica del sistema y \mathbf{f} la respuesta libre del sistema. (Lopez, Borja, Grañan, & Oterino, 2013).

$$\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \hat{y}(t+1|t) \\ \hat{y}(t+2|t) \\ \vdots \\ \hat{y}(t+p|t) \end{bmatrix}_p \quad \text{Ec. (2.9)}$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_1 & 0 & \cdots & 0 \\ g_2 & g_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_m & g_{m-1} & \cdots & g_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_p & g_{p-1} & \cdots & g_{p-m+1} \end{bmatrix}_{p \times m} \quad \text{Ec. (2.10)}$$

$$\Delta \mathbf{u} = \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \Delta u(t+1) \\ \vdots \\ \Delta u(t+m-1) \end{bmatrix}_m \quad \text{Ec. (2.11)}$$

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f(t,1) \\ f(t,2) \\ \vdots \\ f(t,p) \end{bmatrix}_p \quad \text{Ec. (2.12)}$$

Obsérvese que \mathbf{G} tiene m (horizonte de control) columnas y p (horizonte de predicción) filas, donde los coeficientes g_i se desplazan apropiadamente en orden hacia abajo. El vector $\hat{\mathbf{y}}$ de dimensión p , contiene las predicciones de la respuesta de la planta a lo

largo del horizonte, u es un vector de dimensión m que contiene los incrementos de control y f es el vector de respuestas libres. (Lopez, Borja, Grañan, & Oterino, 2013).

2.4.4 Función Objetivo

La función de costo u objetivo sirve para hallar la ley de control. Principalmente, para calcular las acciones futuras de control ayudando al proceso a llegar a la referencia deseada, ponderando el esfuerzo de control para minimizar el tiempo de establecimiento. (Bordons Alba, 2000).

Este tipo de función objetivo es la suma de cuadrados de los errores predichos y los movimientos de control. Los errores predichos son las diferencias entre los puntos de ajuste y los resultados pronosticados del modelo. Los movimientos de control se definen como los cambios en la acción de control de un paso a otro. (Rashmi & Angshuman, 2010)

$$J = \sum_{j=1}^p [\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^m \lambda [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad \text{Ec. (2.13)}$$

Donde:

p es el horizonte de predicción.

m es el horizonte de control.

$w(t+j)$ equivalen a las referencias futuras.

Coefficiente λ que pondera el comportamiento futuro. Usualmente se considera un valor constante o secuencia exponencial.

El propósito de dicha función es el de obtener la ley de control a partir de su minimización.

Por supuesto, no todos los criterios prácticos de actuación están fielmente representados por este objetivo cuadrático. Sin embargo, muchos problemas de control se pueden formular como problemas de seguimiento de trayectoria y, por lo tanto, esta formulación es muy útil. Lo más importante es que esta formulación conduce a un

problema de optimización para el que existen técnicas de solución efectivas. (Morari, Lee, & García, 2002).

2.4.5 Ley de Control

La derivación de la Ley de Control se basa en la existencia de una función objetivo, que utiliza el modelo de predicción de resultados futuros que se ha descrito anteriormente en la Ecuación 2.13. Nótese que el segundo sumando de la Ecuación 2.13 considera el esfuerzo de control ponderando un valor de λ , este valor puede ser constante y se considera un parámetro de sintonización.

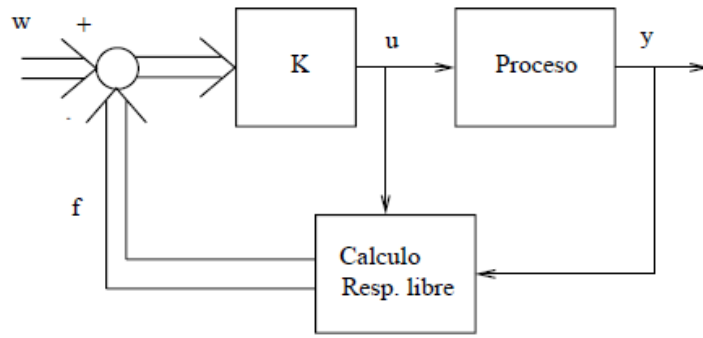
Una de las ventajas de los controladores MPC es que, si se conoce los valores futuros de referencia, se puede obtener una trayectoria de referencia w , que no necesariamente coincida con el valor real de referencia r . El objetivo principal del controlador es determinar la secuencia de control movimientos que minimizarán la suma de las desviaciones al cuadrado de la salida pronosticada de la trayectoria de referencia. (Camacho & Bordons, 2007).

Se tiene que minimizar la diferencia entre la predicción de referencia y de salida a lo largo de un horizonte de predicción p con las m acciones de control generadas en el horizonte de control, modulando la rugosidad en la variación de las variables manipuladas utilizando el parámetro λ . Minimizando la función objetivo J descrita en la Ecuación 2.13, se obtiene la siguiente expresión, que produce m acciones de control, aunque en t solo se usa una de ellas:

$$\Delta u = [(G^t G + \lambda I)^{-1} G^t (w - f)]_m \quad \text{Ec. (2.14)}$$

Analizando la Ecuación 2.14, se visualiza el primer elemento del vector \mathbf{u} , que es $(G^t G + \lambda I)^{-1} G^t$ se llama K este ayuda a calcular las acciones futuras en cada intervalo de tiempo en la respuesta libre. (Bordons Alba, 2000).

Figura 2.3. Ley de Control

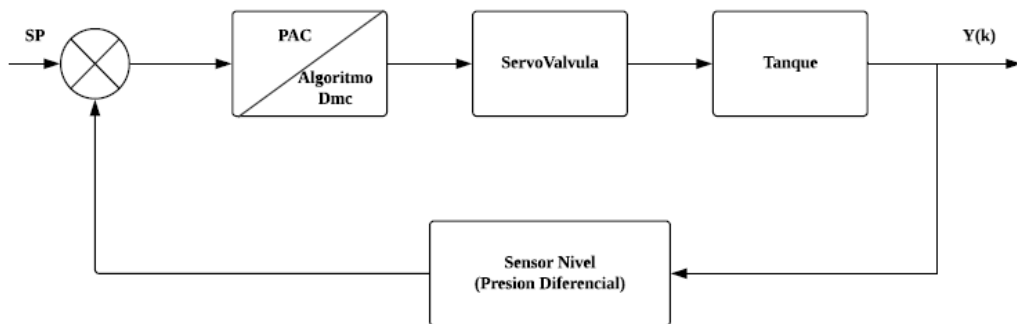


Fuente: (Bordons Alba, 2000)).

2.5 Lazo de Control

El problema de control consiste en un Sistema SISO, es decir tiene una única variable de entrada al sistema que se puede manipular es el nivel de agua que está almacenado en un tanque. El control pretende mantener el nivel de salida del agua.

Figura 2.4. Control de lazo cerrado variable nivel



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

2.6 Controlador de Automatización Programable - PAC

Es un conjunto formado por un dispositivo controlador, una serie de dispositivos de entrada y salida y una serie de buses para intercomunicar el conjunto. El empleo de un PAC combina las características, capacidades y ventajas de los PLCs, RTUs y de los PCs para realizar operaciones de control, medida y calculo. Son en definitiva equipos compactos que aglutina todas las ventajas de los equipos tradicionales de automatización.

2.6.1 Sistema de Control y Adquisición basado en FPGA - CompactRIO

National Instruments (NI) CompactRIO es un pequeño y robusto sistema de control y adquisición industrial con tecnología FPGA Reconfigurable I/O (RIO) para un rendimiento y personalización ultra elevados. (CompactRIO, 2014).

2.6.2 cRIO-9073

Es un controlador embebido, ideal para aplicaciones avanzadas de monitoreo y control. Este controlador robusto, sin ventilador tiene un procesador en tiempo real y un FPGA y ofrece una variedad de puertos de conectividad, incluyendo uno Ethernet y uno serial. (cRIO 9073, 2016).

a) Características

- Sistema robusto, de monitoreo y control con procesador 266 MHz
- Tiene 8 ranuras, para módulos de E/S personalizados
- Puerto Ethernet y puerto serial
- Entrada de 19 a 30 VDC.

Figura 2.5. cRio-9073



Fuente: (cRIO 9073, 2016)

b) Aplicaciones

- Control discreto
- Control de movimiento
- Adquisición de datos en el vehículo
- Control de condición de la máquina
- Prototipado de control rápido (RCP)
- Control y adquisición industrial
- Adquisición y control de datos distribuidos
- Análisis de ruido, vibración y aspereza móvil / portátil. (CompactRIO, 2014)

c) Procesador en tiempo Real

El sistema integrado CompactRIO cuenta con un procesador de clase industrial Pentium de 200 MHz que ejecuta con LabVIEW Real-Time. El controlador también cuenta con un puerto Ethernet de 10/100 Mb / s. (CompactRIO, 2014).

d) Módulo de Entradas y Salidas - E/S

Cada módulo de E/S CompactRIO contiene un acondicionador de señal incorporado y un terminal de tornillo, conectores BNC o D-Sub. Existe una variedad de tipos de E / S, analógicas de ± 10 V, E / S digitales industriales de 24 V con corriente de hasta 1 A, entradas digitales TTL / diferenciales con 5 V reguladas. (CompactRIO, 2014)

2.6.3 NI 9263

El NI 9263 es un módulo de salida analógica para cualquier sistema CompactDAQ y CompactRIO. También cuenta con una protección de sobretensión de ± 30 V, protección contra cortocircuitos, baja interferencia, velocidad de respuesta rápida, alta precisión relativa y calibración trazable por NIST.

Las características son:

- Salida analógica de 4 canales con rango de salida de ± 10 V.
- Conectores con terminal de tornillo o terminal de resorte de 10 posiciones.

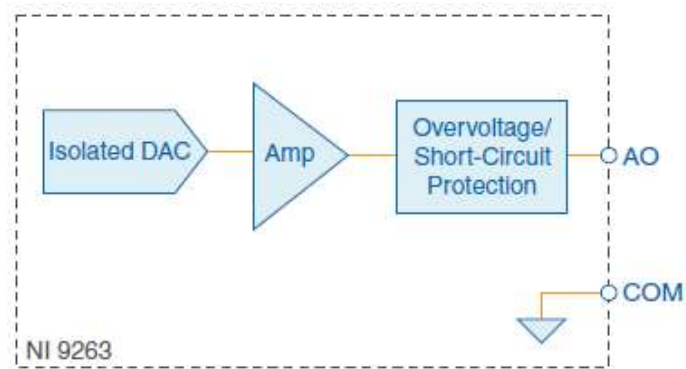
Figura 2.6. NI 9263 Módulo de Salidas Analógicas



Fuente: (NI 9263, 2016)

Cada canal tiene un convertidor digital a analógico (DAC) que produce una señal de voltaje. Cada canal también tiene protección de sobrevoltaje y cortocircuito como se detalla en la Figura 2.7. (NI 9263, 2016).

Figura 2.7. Circuito de salida para un canal de la NI 9263



Fuente: (NI 9263, 2016)

2.6.4 NI 9201

El NI 9201 es un módulo de entrada analógica para sistemas CompactDAQ y CompactRIO. El NI 9201 proporciona ocho canales de entrada de ± 10 V con una frecuencia de muestreo de 500 kS / s.

Las señales de entrada se escanean, se almacenan en un búfer, se acondicionan y luego se toman muestras de un único ADC. Cada canal AI proporciona una ruta de señal independiente y ADC, lo que le permite muestrear todos los canales simultáneamente. (NI 9201, 2016).

Las características son:

- 8 canales de una sola terminal, rango de medida de ± 10 V, 12 bits
- Aislamiento a tierra de 250 Vrms,
- Conectores de tornillo de 10 posiciones.

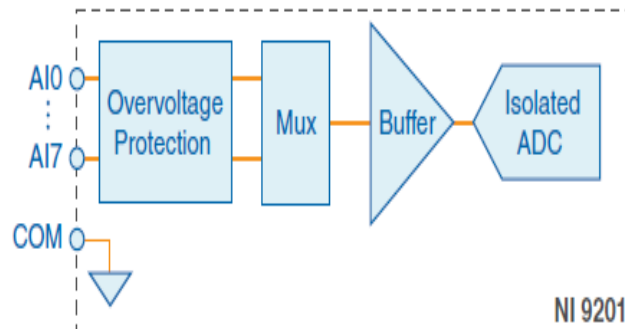
Figura 2.8. NI 9201 Módulo de Entradas Analógicas



Fuente: (NI 9201, 2016)

La serie NI 9201 está protegido contra picos de voltaje dañinos de hasta 2,300 Vrms. Además de la protección absoluta contra el aislamiento, hay hasta 100 V de protección contra sobretensión.

Figura 2.9. Circuitos de entradas NI 9201



Fuente: (NI 9201, 2016)

2.7 Transmisor de Nivel

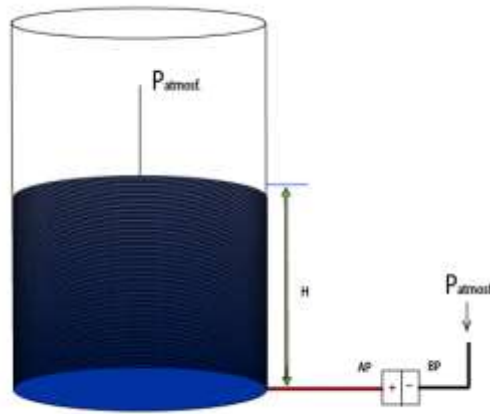
A continuación, se presenta la descripción del Transmisor empleado.

2.7.1 Funcionamiento Sensor de presión diferencial

Estos sensores tienen como objetivo medir la presión entre dos puntos de presión. Las cuales desembocan en una salida eléctrica, si se incrementa la tensión la presión se eleva, al contrario, tiende el decremento de la presión. (Villajulca, 2009).

El transmisor tiene un punto positivo de alta presión y un punto negativo de baja presión, como muestra la Figura 2.10.

Figura 2.10. Medición Nivel por Presión Diferencial



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

2.7.2 Transmisor de presión diferencial electrónico Foxboro 823DP

Los transmisores de presión diferenciales electrónicos 823DP, como muestra la Figura 2.11, miden la presión diferencial y transmiten una señal eléctrica proporcional. Estos transmisores tienen una salida analógica de 4 a 20 miliamperios.

Figura 2.11. Transmisor de Nivel Foxboro 823DP



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

2.8 Transductor

A continuación, se presenta el detalle del Transductor utilizado.

2.8.1 Transductor electroneumático 546

Estos transductores como muestra la Figura 2.12, reciben una señal analógica de entrada de 4 a 20 mA y usan un relé neumático para convertir la señal a una señal de salida neumática proporcional de presión con un rango de 3 a 15 psi.

Figura 2.12. Transductor electroneumático 546



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

2.8.2 Servo válvula

Este elemento final de la planta recibe del transductor una señal neumática de 3-15 psi, al aplicar esta señal en su cuerpo de control ensancha un revestimiento de goma en la cara del cuerpo, como muestra la Figura 2.13, donde permite mover el obturador comprimiendo el resorte, este mecanismo permite variar el caudal del fluido por la tubería hacia el tanque, por lo cual manipula el valor de la variable nivel.

Figura 2.13. Servo Válvula



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

2.9 Tanque Almacenamiento

Tanque de almacenamiento con estructura cuadrática, usada para guardar el líquido, con un medidor de nivel para observar la variable manipulada, su altura es de 60 cm como se detalla en la Figura 2.14.

Figura 2.14. Tanque Almacenamiento



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

2.10 Criterio de desempeño IAE

Uno de los criterios de desempeño más empleado es la integral del valor absoluto del error o (IAE), que indica que el área de recuperación debe ser pequeña, para lograr que la desviación sea mínima en el tiempo más corto.

$$IAE = \int_0^{\infty} |e| dt \quad \text{Ec. (2.16)}$$

2.11 Test de Wilcoxon

Prueba no paramétrica, aplicable a muestras grandes mayores a 25 y éste se debe transformar en valor de Z, para conocer la probabilidad de que aquella sea o no significativa. (Penella F., 2006).

- Trabaja con datos de tipo ordinal, Establece diferencias de magnitudes (+ y -).
- Establece las diferencias, Con muestras grandes (> 25)
- Hipótesis

Tabla 2.1. Tabla hipótesis Test Wilcoxon

Hipótesis no direccionales	Hipótesis direccionales	El signo se puede cambiar según las necesidades
$H_o - X_1 = X_2$ $H_1 - X_1 \neq X_2$ Pruebas de dos colas	$H_o - X_1 > X_2$ $H_1 - X_1 < X_2$ Pruebas de una cola	$H_o > \text{ ó } H_o <$

Fuente: (Penella F., 2006)

2.11.1 Prueba de Wilcoxon para muestras grandes

- Estadístico Z

$$Z_T = \frac{T \cdot \bar{X}_T}{\sigma_T} \quad \text{Ec. (2.17)}$$

- Media del estadístico

$$\bar{X}_T = \frac{N(N + 1)}{4} \quad \text{Ec. (2.18)}$$

- Calculo del error estándar

$$\sigma_T = \frac{\sqrt{N(N + 1)(2N + 1)}}{24} \quad \text{Ec. (2.19)}$$

CAPÍTULO 3

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN

3.1 Introducción

En este capítulo se presenta el acoplamiento del Controlador de Automatización Programable (PAC) en la Plataforma de Procesos Continuos, además el diseño de un convertidor de corriente a voltaje y de voltaje a corriente, para el funcionamiento del sensor (nivel) y el actuador (servo válvula) en el rango de 4 a 20 mA, también la implementación del algoritmo predictivo DMC en el software de LabVIEW.

3.2 Montaje del PAC en la Plataforma de Procesos Continuos

En la plataforma de procesos continuos se implementó el Controlador de Automatización Programable cRIO-9073 con chasis y controlador configurables, que se muestran en la Figura 3.1, cRIO-9073 requiere una fuente de alimentación externa de 24V. La fuente filtra y regula la potencia suministrada y proporciona energía para todos los módulos de E/S.

Figura 3.1. Montaje del PAC



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Se procedió a la instalación de los módulos analógicos, tanto el módulo de entrada como el de salida que se utilizó en el trabajo, utilizando dos espacios, mencionando que existen 8 espacios en el chasis, importante que antes de la conexión se debe asegurar de que no haya alimentación en el chasis, (la cual puede estar encendida cuando se instala los módulos como muestra en la Figura 3.2.)

Figura 3.2. Fuente de Alimentación



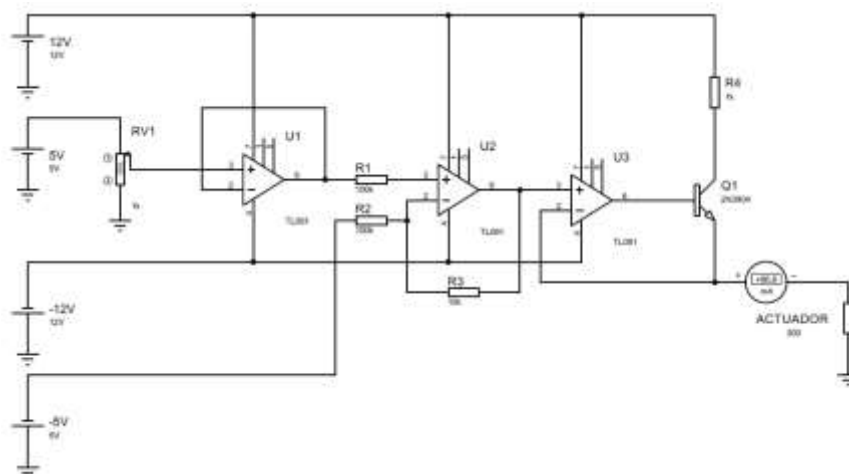
Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.3 Convertidor de voltaje a corriente

Para el desarrollo del presente proyecto se necesitó de realizar el diseño de un convertidor de voltaje a corriente, ya que el actuador trabaja con señal de instrumentación industrial de corriente de 4 a 20 miliamperios.

Para el diseño del convertidor de voltaje a corriente se empleó el simulador Proteus Isis en el cual se utilizaron, el amplificador TL081, resistencias de $100\text{k}\Omega$, fuentes de voltaje de $+12\text{V}$, -12V , -5V con el propósito de obtener un rango de corriente de 4 a 20 mA para el funcionamiento del actuador.

Figura 3.3. Diseño esquemático del convertidor de voltaje a corriente

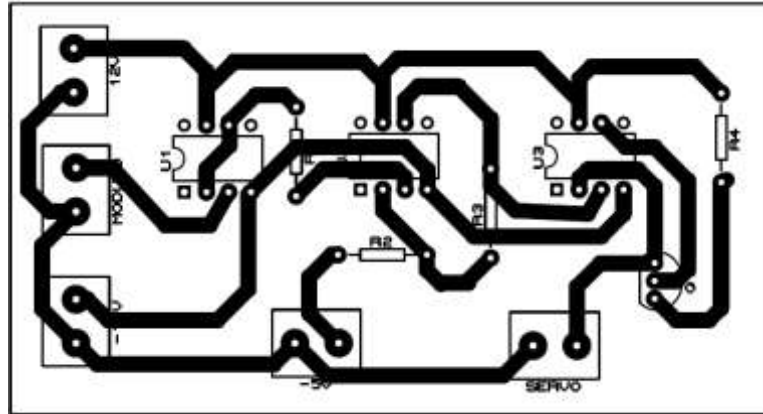


Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.3.1 Diseño PCB convertidor de voltaje a corriente

Posteriormente de haber realizado el diseño del convertidor en Proteus Isis se utiliza Ares para crear el bosquejo de las pistas y la colocación de los elementos electrónicos.

Figura 3.4. Diseño PCB del convertidor de voltaje a corriente



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.3.2 Placa PCB del convertidor de voltaje a corriente

Después de elaborar el diseño en Ares, se efectúa una impresión láser en una hoja A4 de papel termo transferible y mediante calor se transfiere el diseño de la hoja a la baquelita, seguidamente empieza el proceso de atacado con ácido férrico y finalmente la perforación, soldadura y colocación de los elementos.

Figura 3.5. Placa PCB convertidor de voltaje a corriente



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.3.3 Conexión del circuito convertidor al módulo de salidas

En la Figura 3.6 se muestra la conexión realizada del convertidor en el módulo de salidas análogas, la salida usada es la AO1.

Figura 3.6. Conexión del circuito convertidor a la entrada AO1

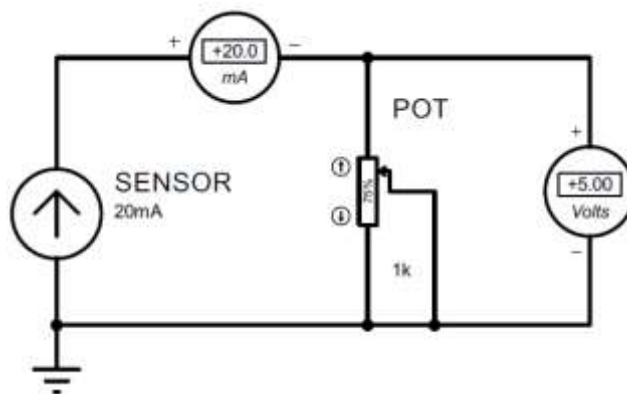


Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.4 Convertidor de corriente a voltaje

Se diseñó un convertidor de corriente a voltaje, ya que el sensor diferencial de nivel suministra corriente en un rango de 4 a 20 miliamperios, se realizó mediante la utilización de un potenciómetro de 250 ohmios con la finalidad de obtener una señal de 1 a 5 voltios por medio de la ley de OHM, con esto se efectuó la lectura de datos con el módulo de entradas análogas de voltaje.

Figura 3.7. Diseño esquemático del convertidor de corriente a voltaje



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.4.1 Diseño PCB convertidor de corriente a voltaje

Como se muestra en la Figura 3.8, en ARES se elaboró el diseño de las pistas y la colocación de los elementos en la placa PCB.

Figura 3.8. Diseño en PCB del convertidor de corriente a voltaje



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.4.2 Placa PCB del convertidor de corriente a voltaje

Se utilizó una baquelita perforada para la colocación de los elementos del convertidor. La señal de sensor de nivel está en paralelo con el potenciómetro lineal, para obtener una señal analógica de voltaje y el módulo de entradas ya puede procesar la señal del sensor de nivel diferencial. Como se presenta en la Figura 3.9.

Figura 3.9. Placa PCB convertidor de corriente a voltaje



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.4.3 Conexión del circuito convertidor al módulo de entradas

En la Figura 3.10 muestra la conexión realizada del convertidor de voltaje en el módulo de entradas análogas, la entrada usada es la AI0. La referencia conectada al módulo es de 24 Voltios DC.

Figura 3.10. Conexión del circuito convertidor a la entrada AI0



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.4 Configuración NI MAX

La conexión del chasis a la red se muestra en la Figura 3.11, el chasis se conectó a la red Ethernet usando el puerto Ethernet RJ-45 ubicada en el panel frontal del controlador.

Es ineludible que, si la PC está en una red, el chasis debe configurarse en la misma subred que la PC. Importante hay que señalar que el controlador debe estar en modo seguro (safe mode) para la configuración de la red con la PC y para realizar cualquier cambio en el controlador.

Figura 3.11. Conexión del chasis a la PC

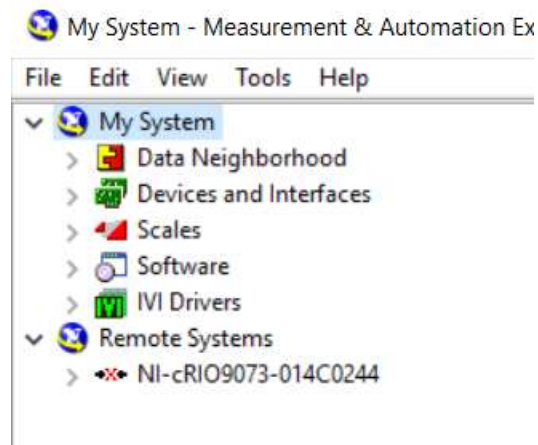


Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

A continuación, se detalla los pasos para establecer la comunicación entre el PAC cRIO-9073 y la PC.

- Inicializar NI MAX
- Desde la ventana MAX, como se muestra en la Figura 3.12, Se debe dirigir a Remote Systems y seleccionar el sistema remoto, en el presente caso NI – cRIO 9073.

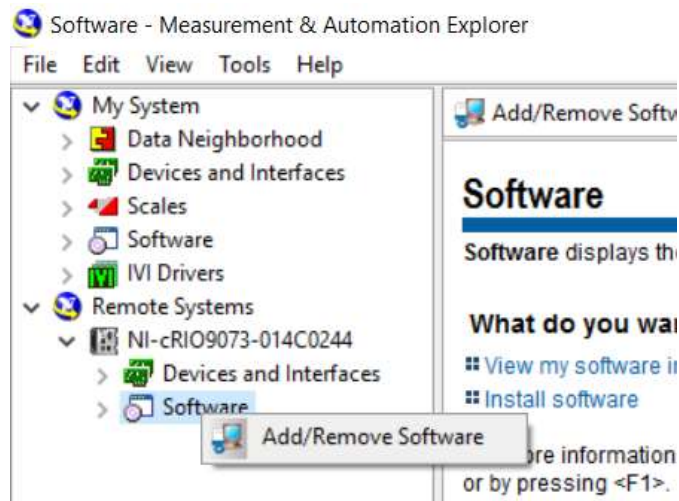
Figura 3.12. Configuración del software NI MAX



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- Después de que el software MAX reconozca el tipo de chasis, se debe dar clic derecho en el apartado de software y escoger la opción Add/Remove Software e instalar los periféricos necesarios para el funcionamiento del controlador, como se muestra en la Figura 3.13.

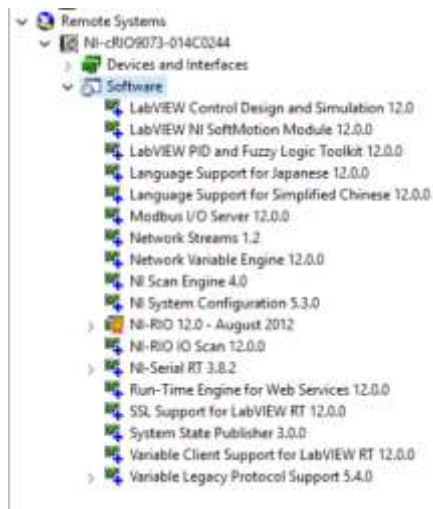
Figura 3.13. Instalación de los periféricos del controlador



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- Verificar en la pestaña de Software si se instalaron correctamente los periféricos.

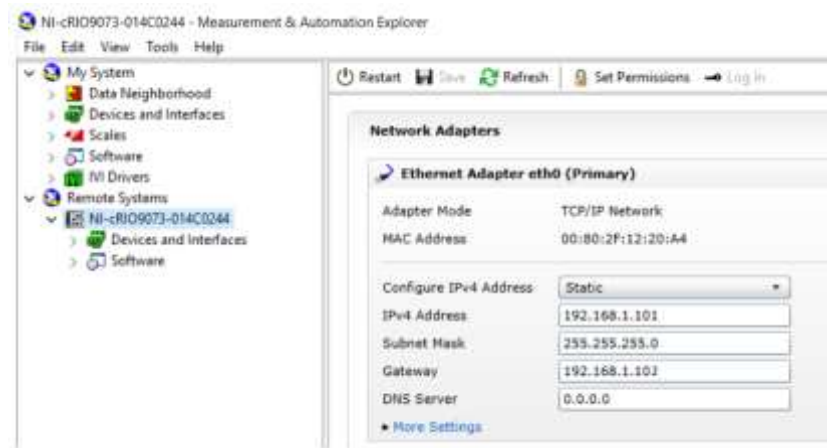
Figura 3.14. Periféricos del controlador



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- Como se muestra en la Figura 3.15, en la pestaña Adaptadores de Red se configura la dirección estática, en este caso se utilizó la dirección privada 192.168.1.101 con máscara 255.255.255.0 y una puerta de enlace 192.168.1.102. Si un Gateway y DNS no están disponibles en la red, se coloca el valor predeterminado de 0.0.0.0.

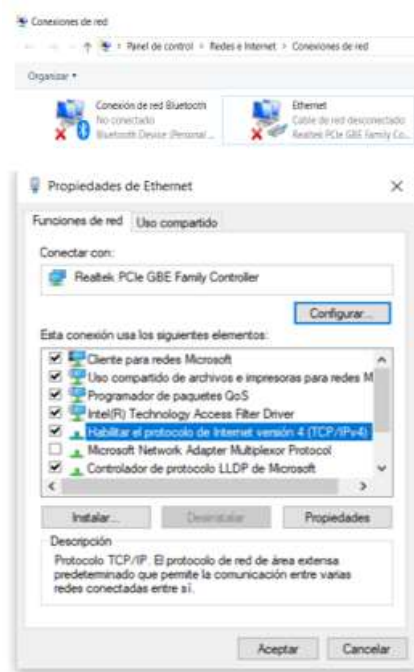
Figura 3.15. Configuración dirección del cRIO 9073



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- A continuación, se configura los parámetros de la conexión de red de la PC seleccionando la opción de Ethernet. En propiedad de Ethernet seleccionar la opción TCP/IPv4 para la configuración de la dirección y la máscara de la PC.

Figura 3.16. Configuración de la conexión de red de la PC



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- En las propiedades de TCP/IPv4 seleccionar usar la siguiente dirección IP, y configurar los parámetros con la siguiente dirección IP estática 192.168.1.102 y la máscara de subred 255.255.255.0. Esta dirección debe pertenecer a la subred del PAC, como se presenta en la Figura 3.17.

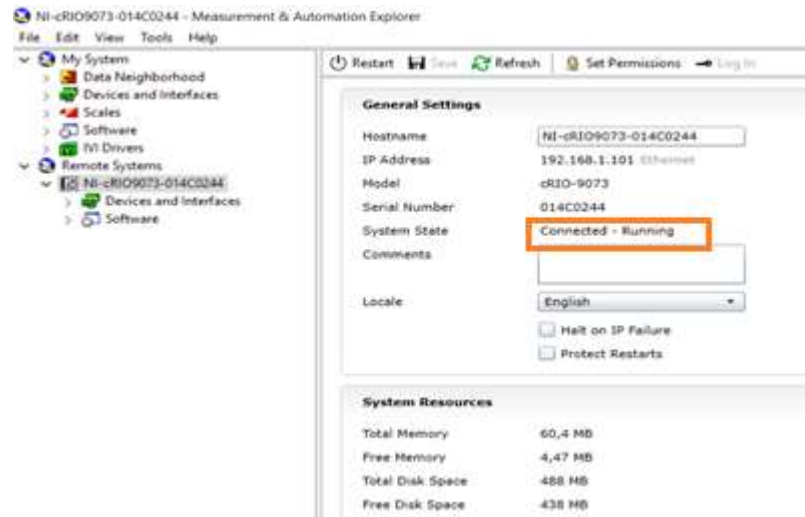
Figura 3.17. Configuración de la dirección estática de la PC



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- Para verificar que la comunicación fue exitosa hay que dirigirse a NI-MAX y revisar System State - Connected-Running.

Figura 3.18. Conexión entre PC y PAC



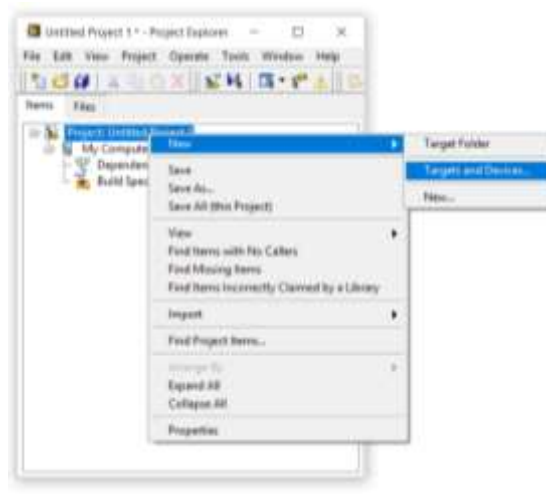
Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.5 Crear un nuevo proyecto en LabVIEW

A continuación, se detallan los pasos para crear un proyecto en LabVIEW con la tarjeta cRIO.

- En la opción Project, dar clic derecho *New* y seleccionar *Targets and Devices* Como muestra la Figura 3.19. Configuración de tarjetas y dispositivos

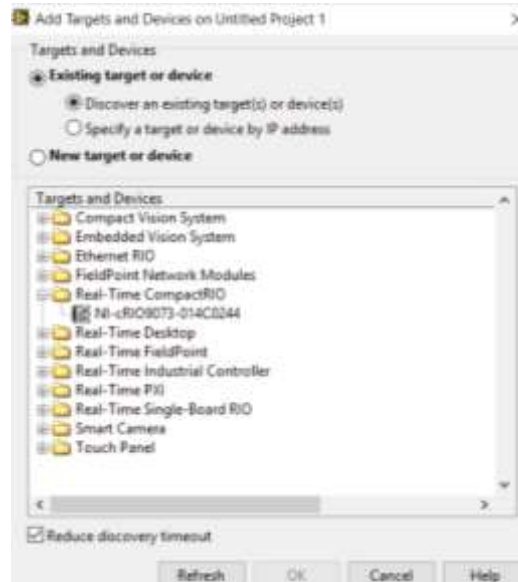
Figura 3.19. Configuración de tarjetas y dispositivos



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- En la ventana Add Targets and Devices seleccionar Real-Time CompactRIO y escoger NI-cRIO9073-014C0244.

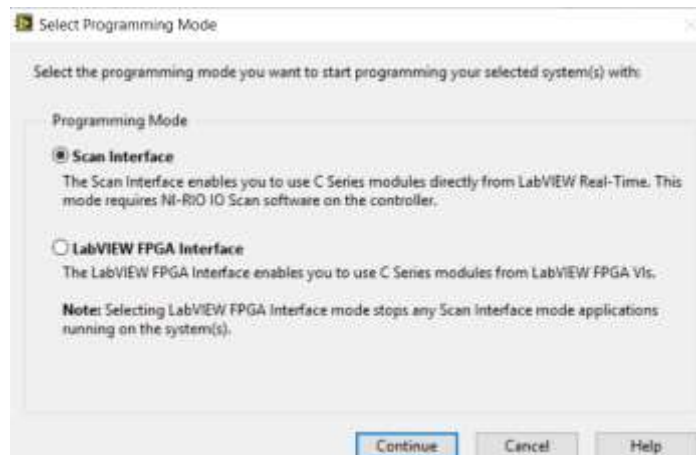
Figura 3.20. Elección del NI-cRIO9073-014C0244



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- Al marcar el dispositivo NI-cRIO9073 aparecerá una ventana con el modo de programación y se seleccionará Scan Interface

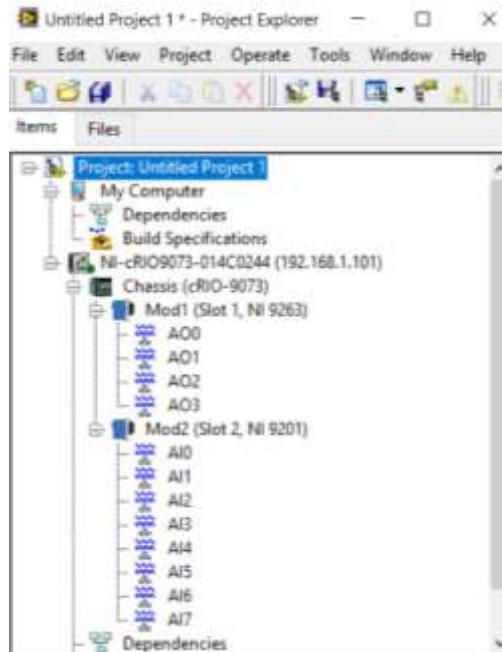
Figura 3.21. Elección modo Scan Interface



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- Posteriormente aparecerá en la ventana principal el modelo y chasis cRIO con los módulos de entrada y salida analógicos. Se utilizó la entrada AI1 y la salida AO0.

Figura 3.22. Reconocimiento de los módulos conectados al chasis



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.6 Escalamiento de Señales Lineales

El escalamiento de una señal permite obtener una transmisión lineal en un rango establecido, por lo cual para la linealización se utilizó la Ecuación 3.1.

$$Y_0 = \frac{(Y_{max} - Y_{min})}{(X_{max} - X_{min})}(X_0 - X_{min}) + Y_{min} \quad \text{Ec. (3.1)}$$

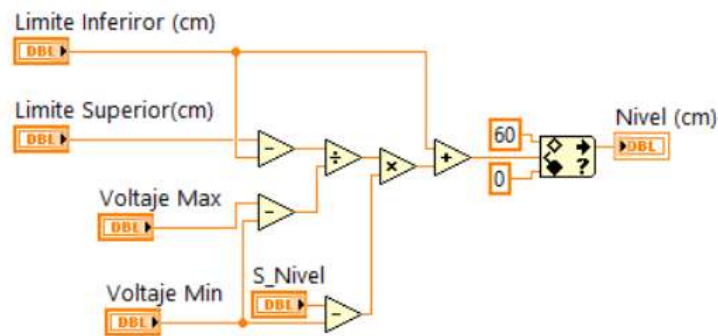
3.6.1 Escalamiento de la señal de entrada

Para realizar el escalamiento de la variable de nivel se utilizó la Ecuación 3.1, esto se realizó mediante LabVIEW donde se usó esta formulación, como muestra la Figura 3.23.

Se configura el límite inferior (0 cm), superior (60 cm), voltaje mínimo (1V), voltaje máximo (5V) y la señal proporcionada por el sensor diferencial de nivel que está en el

rango de 1-5V. Esto permite observar la referencia de nivel en el tanque de almacenamiento y realizar la adquisición de datos.

Figura 3.23. Escalamiento de la señal de entrada

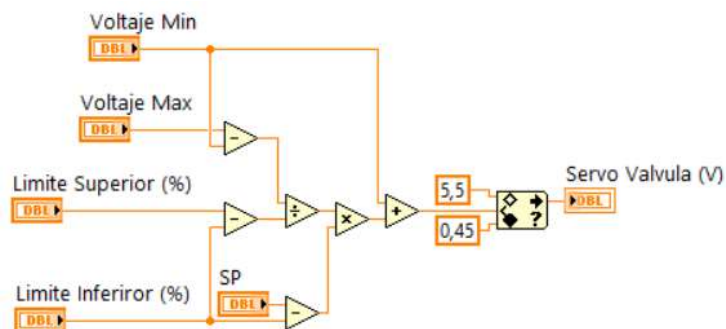


Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.6.2 Escalamiento de la señal de salida

Para el escalamiento de la servo-válvula se configuro el voltaje mínimo (0.45 V), voltaje máximo (5.5 V) que representa el rango de trabajo de 4-20mA del actuador, límite inferior (0 %), límite superior (60%) y la señal de control de apertura SetPoint. Por motivos de seguridad del actuador se configuró una restricción del voltaje mínimo (0.45 V) y máximo (5.5 V).

Figura 3.24. Escalamiento de la señal de salida



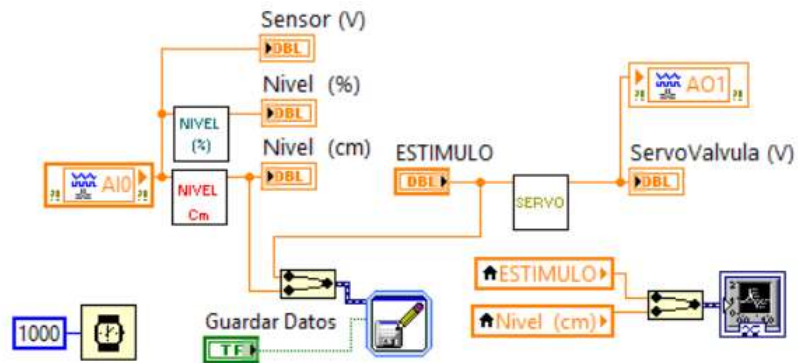
Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.7 Recolección de Datos

Para realizar la adquisición se manejó el entorno grafico de LabVIEW, utilizando el módulo de entrada AI0 el cual proporciona la señal de voltaje del sensor diferencial de nivel y el módulo de salida AO1 por el cual se envía la señal de estímulo al actuador,

además del bloque write to measurement file que tiene la función de guardar los datos, con un tiempo de muestreo de 1 segundo.

Figura 3.25. Adquisición de Datos

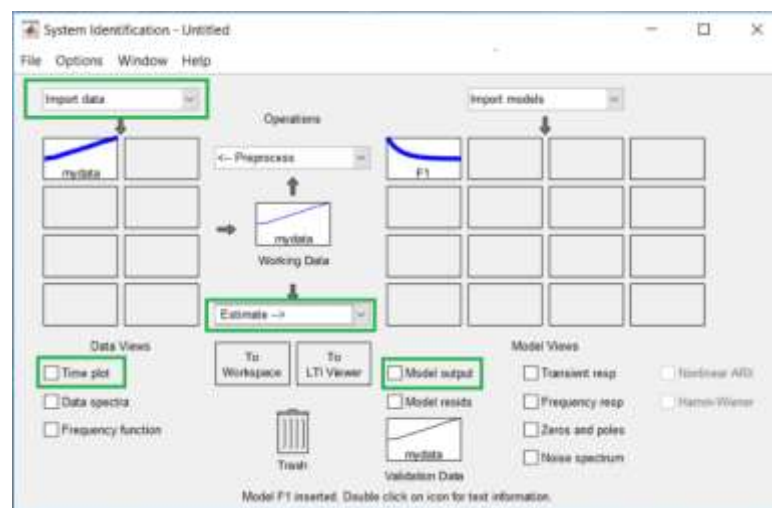


Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.7.1 El Modelo del Proceso de Control de Nivel

Para obtener el modelo matemático de la plataforma de procesos continuos se debe realizar la obtención de datos de la entrada y salida con un determinado tiempo de muestreo.

Figura 3.26. Sistema de identificación Ident de Matlab



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

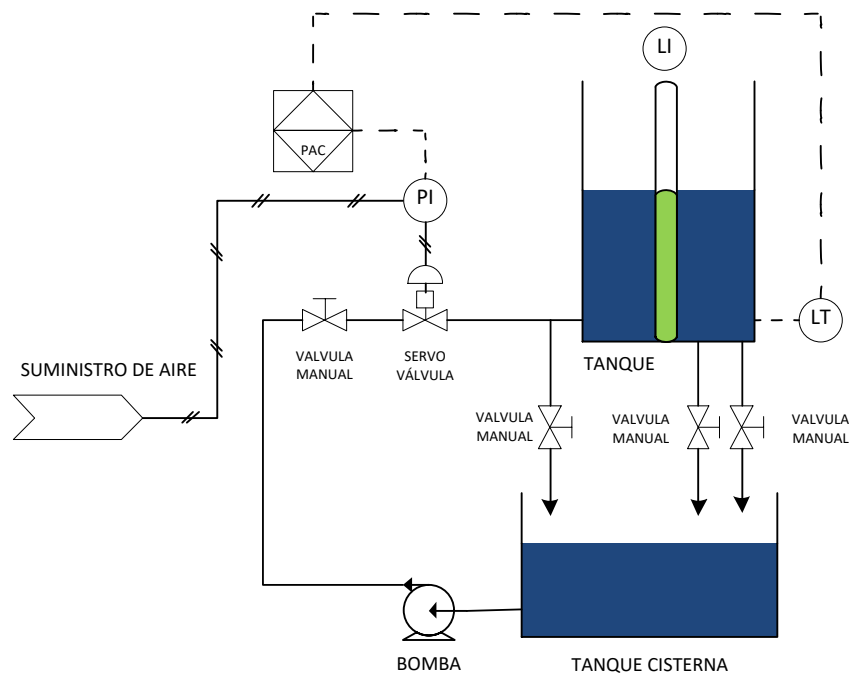
Cuando se obtuvo las muestras necesarias para la identificación del sistema se utilizó System Identification Toolbox de Matlab. Ver Figura 3.26.

Para importar los datos se selecciona la opción Time domain data y se ingresa el vector de la variable de entrada, salida y el tiempo de muestreo, si se desea visualizar los datos importados se señala la opción Time plot. En la pestaña de Working Data se selecciona la opción Process Models para estimar el modelo de la planta, en este caso se señaló la opción de un polo para obtener la función de transferencia de tipo $\frac{K}{Tp1s+1}$ dando como resultado la siguiente función de transferencia como se detalla la Ecuación 3.2.

$$G = \frac{3,567}{177,3s + 1} \quad \text{Ec. (3.2)}$$

3.8 Diagrama P&ID del proceso del control de nivel.

Figura 3.27. Diagrama P&ID del proceso del control de nivel

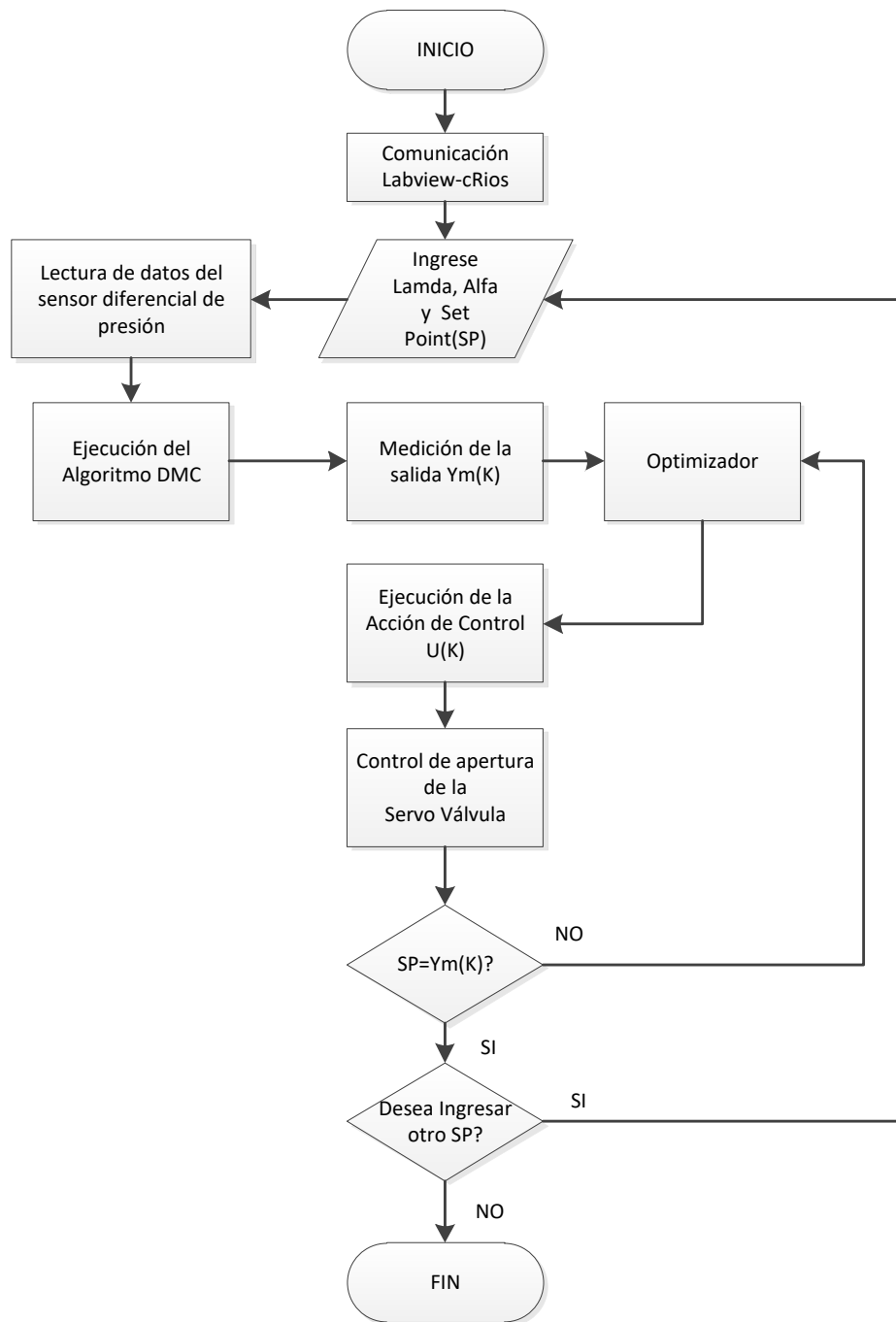


Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.9 Diagrama de flujo del control de Nivel

Como se observa en la Figura 3.28, se detalla el flujograma de forma ordenada con los pasos que se ejecutan para controlar el nivel de agua en la plataforma de procesos continuos.

Figura 3.28. Flujoograma del control de nivel



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.10 Implementación del algoritmo DMC en MathScript

Para ejecutar el Algoritmo Predictivo DMC se utilizó MATLAB script de LabVIEW donde se configuro las señales de entrada, salida y parámetros de control del proceso de nivel.

Figura 3.29. Algoritmo DMC en MathScript

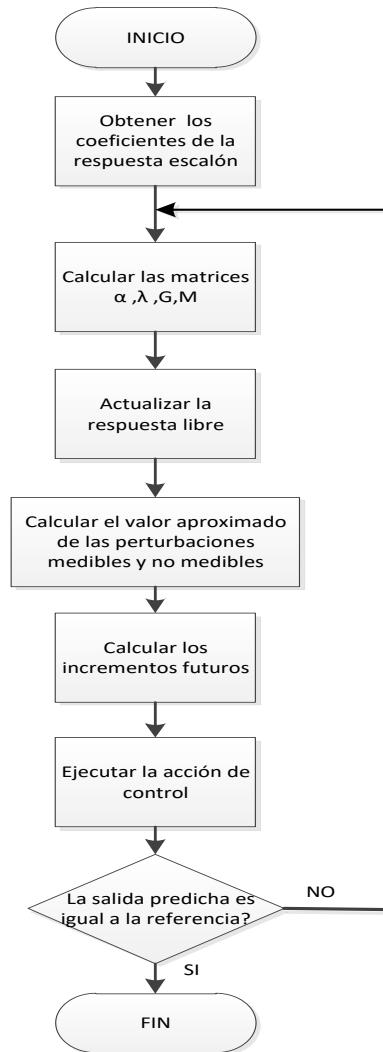
```
MATLAB script
Ts=1;
ftz=c2d(tf([ 3.567],[177.3 1]),Ts,'zoh')
[num den]=tfdata(ftz,'v');
gi=step(ftz);
gi=gi(2:end);
Nm=length(gi);
nit=25;
N=Hc;
```

Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

3.11 Diagrama de flujo del algoritmo (DMC)

El proceso del Algoritmo DMC se describe en el siguiente flujo grama de la Figura 3.30.

Figura 3.30. Flujograma del Algoritmo DMC



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

CAPÍTULO 4

PRUEBAS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

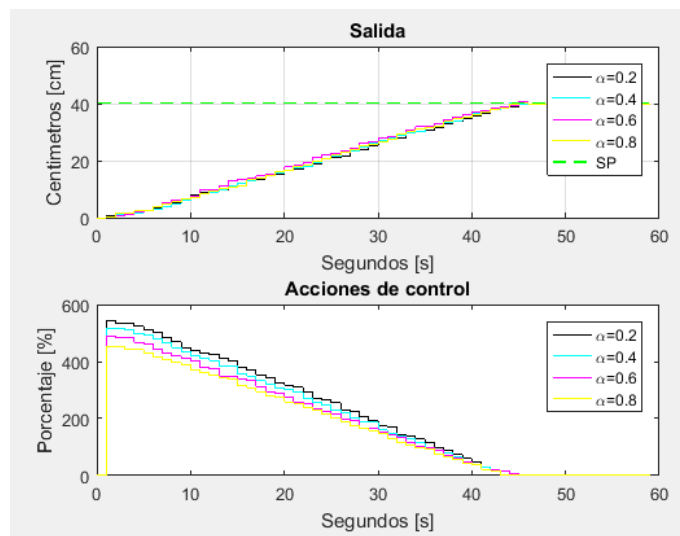
4.1 Introducción

Para la obtención de los resultados primeros se realizaron simulaciones en Matlab, se obtuvo la respuesta impulso del modelo de primer orden, se buscó los mejores parámetros de sintonización para el sistema, la cantidad de muestras que requiere el algoritmo, todos estos elementos se los uso en los experimentos, todas las pruebas se realizaron con una referencia de nivel de 40 cm. Se realizó la prueba con una perturbación en el sistema para ver su comportamiento durante el proceso, y poder evaluar el desempeño en el sistema. En este capítulo también se muestra cómo cambia el proceso modificando los valores de sintonización, ya sea ponderando el esfuerzo de control o ponderando la referencia de predicción, se observa que efecto tiene con la variación de estos elementos en el algoritmo DMC para ver la dinámica del proceso.

4.2 Resultados ponderando la referencia de predicción

La Figura 4.1 muestra el resultado de la prueba al modificar el parámetro de ponderación de la referencia de predicción. Para este caso en el proceso se mantuvo constantes los parámetros de esfuerzo de control λ , del Np y el Nc en el algoritmo DMC. El elemento de ponderación de referencia parte desde $\alpha=0.2$ hasta $\alpha=0.8$.

Figura 4.1. Resultados en la salida ponderando la referencia de predicción



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Se detalla en la Tabla 4.1, que mientras se incrementa el parámetro de ponderación de referencia la respuesta de acción de control es menos brusca, por lo tanto, resulta un menor esfuerzo de control para el proceso del sistema.

Tabla 4.1. Resultados del experimento 1

El elemento de ponderación de referencia	Tiempo Establecimiento [s]	Acción de control máxima
$\alpha = 0,2$	44	541,789241
$\alpha = 0,4$	45	514,679115
$\alpha = 0,6$	46	488,8577805
$\alpha = 0,8$	48	444,0567949

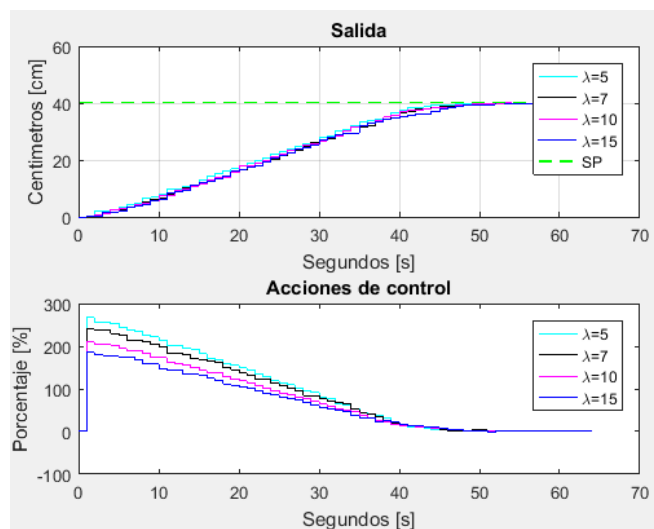
Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

4.3 Resultados ponderando el esfuerzo de control

La Figura 4.2 muestra el resultado de la prueba al modificar el esfuerzo de control priorizando este elemento en el algoritmo DMC. En cambio, para este caso en el proceso se mantuvo constantes los parámetros: referencia de predicción α , Np y el Nc . Las variaciones del elemento de esfuerzo de control para este caso son: $\lambda = 5,7,10,15$.

Comparando estos tiempos con los del experimento anterior, se aprecia que los del presente experimento son mucho más altos, pero con un esfuerzo de control menor en nuestro actuador.

Figura 4.2. Resultados en la salida ponderando el esfuerzo de control



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Se detalla en la Tabla 4.2, que mientras se incrementa los valores del esfuerzo de control, la acción de control es más suave, pero una respuesta más lenta del sistema. Al contrario, con el mínimo valor $\lambda = 5$ se tiene una respuesta más rápida del sistema por ende la acción de control es mayor.

Tabla 4.2. Resultados del experimento 2

El elemento de ponderación de referencia	Tiempo Establecimiento [s]	Acción de control máxima
$\lambda = 5$	50	266,6926714
$\lambda = 7$	52	236,4941101
$\lambda = 10$	54	209,2235734
$\lambda = 15$	58	184,8963079

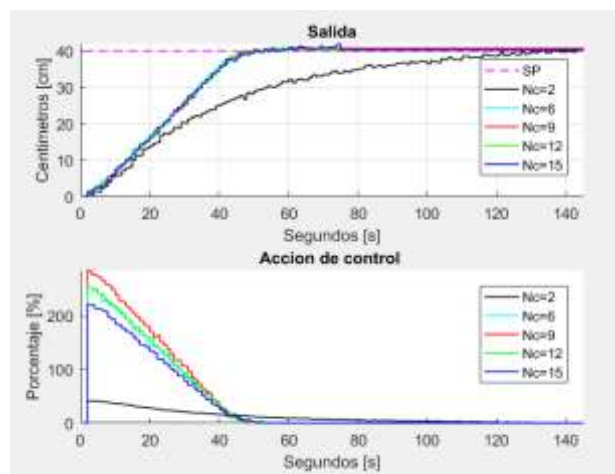
Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

4.4 Resultados variando el horizonte de control

Para este caso en el proceso se mantuvo constantes los parámetros: referencia de predicción $\alpha = 2$, el esfuerzo control $\lambda = 5$ y el horizonte de predicción.

La Figura 4.3 se muestra el resultado de colocar un horizonte de control demasiado pequeño, haciendo que priorice demasiado la referencia de predicción, obteniendo un proceso demasiado lento para el sistema. Pero si se coloca un valor demasiado grande de N_c causa una acción de control excesiva y brusca. Se debe tomar en cuenta que el horizonte de control debe ser menor que el de predicción ya que la dinámica del sistema se vuelve inestable al ruido y se obtiene un control fallido.

Figura 4.3. Resultados variando el horizonte de control



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

En la Tabla 4.3, se observa que al ir aumentando progresivamente el horizonte de control hasta $N_c = 9$ el sistema empieza a aumentar la velocidad de respuesta dando prioridad a la ponderación de referencia, cuando $N_c > 9$ el sistema disminuirá su velocidad de respuesta dando prioridad al esfuerzo control.

Tabla 4.3. Resultados del experimento 3

Horizonte de control	Tiempo Establecimiento [s]	Acción de control máxima
$N_c = 2$	145	41,45146051
$N_c = 6$	53	247,943997
$N_c = 9$	49	284,7586443
$N_c = 12$	52	253,4426273
$N_c = 15$	56	221,1726587

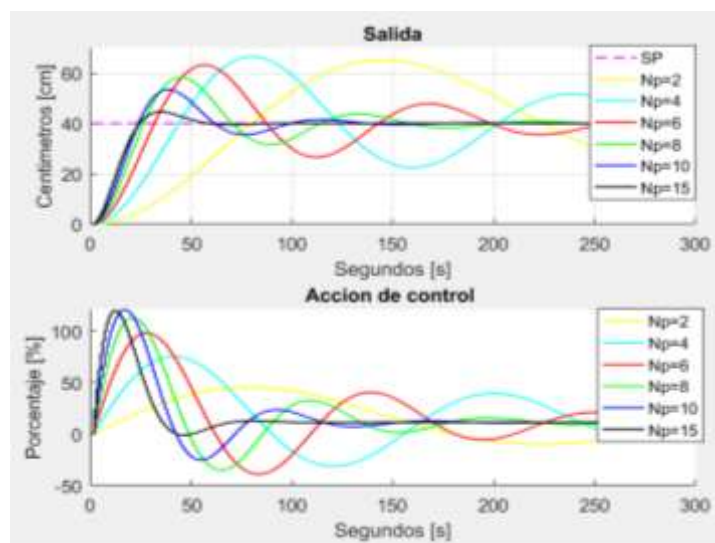
Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

4.5 Resultados variando el horizonte de predicción

Por motivos de seguridad del actuador se realizará simulaciones en Matlab para observar el comportamiento del algoritmo DMC cuando el horizonte de predicción es menor que el horizonte de control como muestra la Figura 4.4.

Los elementos utilizados para esta prueba fueron: referencia de predicción $\alpha=2$, el esfuerzo control $\lambda = 5$ y el horizonte de control $N_c = 5$.

Figura 4.4. Resultados simulados variando el horizonte de predicción



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

En la Tabla 4.4, se observa que cuando el horizonte de predicción es menor al horizonte de control genera una salida inestable del sistema, para asegurarse que la respuesta de salida tenga un tiempo de estabilización debe ser $Np > Nc$.

Tabla 4.4. Resultados del experimento 4

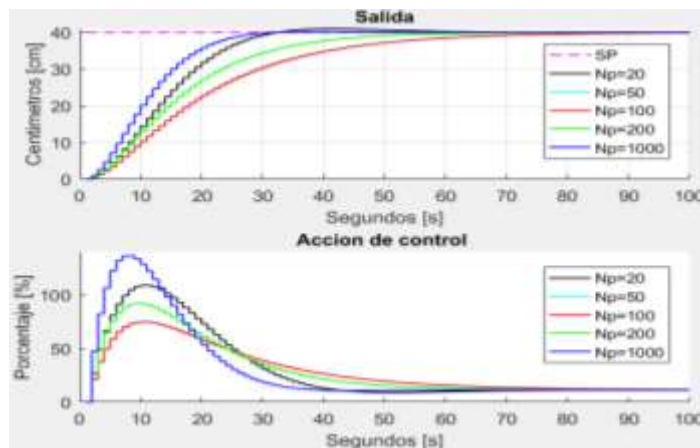
Horizonte de predicción	Tipo de Dinámica	Acción de control máxima
$Np = 2$	Inestable	45,1241
$Np = 4$	Inestable	75,2792
$Np = 6$	Inestable	98,0657
$Np = 8$	Inestable	105,4778
$Np = 10$	Inestable	120,3789
$Np = 15$	Inestable	119,5499

Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Con el resultado obtenido mostrado en la Figura 4.5, se deduce el efecto que tiene el de horizonte de predicción, este debe ser suficientemente grande como para describir la dinámica del proceso, pero sin exceder el rango, si este se incrementa excesivamente no mejora el comportamiento del sistema su respuesta del sistema tiende a ser constante. El aumento de Np hace que el control sea más preciso, pero aumenta el cálculo utilizando más recursos del ordenador. Ya que el horizonte de predicción Np determina qué tan lejos en el futuro alcanza el objetivo de control.

Los elementos de sintonización para esta prueba fueron: referencia de predicción $\alpha = 2$, el esfuerzo control $\lambda = 5$ y el horizonte de control $Nc = 5$, $muestreo = 100$.

Figura 4.5. Resultados en la salida variando el horizonte de predicción



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

En la Tabla 4.5 se detalla la variación del horizonte de predicción cuando $Np > Nc$ dando como resultado que mientras aumenta el valor Np el sistema disminuirá la velocidad de respuesta del sistema hasta que se termine el periodo de muestreo igual a 100 después se realimentará el sistema con los valores pasados y se regulará la acción de control aumentando la velocidad de respuesta del sistema.

Tabla 4.5. Resultados del experimento 5

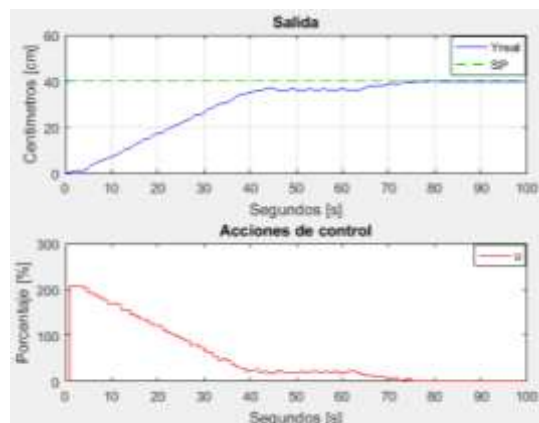
Horizonte de predicción	Tiempo Establecimiento [s]	Acción de control máxima
$Np = 20$	40	108,7150
$Np = 50$	100	74,9661
$Np = 100$	101	74,5714
$Np = 200$	60	91,8218
$Np = 1000$	30	136,1028

Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

4.6 Resultados del sistema con perturbación

La Figura 4.6 se detalla el efecto de colocar una perturbación en el proceso cuando el sistema estaba en una altura de 30 cm, se abrió la válvula manual del tanque durante 25 segundos, observamos que durante este tiempo la acción de control trabaja igualmente de manera constante, cuando la válvula se cerró la acción de control siguió trabajando hasta llegar al punto de referencia establecido de 40 cm. Para este caso en el proceso también se mantuvo constantes los parámetros: referencia de predicción $\alpha = 2$, el esfuerzo control $\lambda = 5$ y el horizonte de predicción, ya que estos elementos de sintonización trabajaron de mejor forma en las pruebas tomadas en el sistema.

Figura 4.6. Resultados del sistema y la acción de control con perturbación



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Como se puede observar la acción de control responde efectivamente ante la perturbación ingresada en el sistema, obviamente con un retardo en el sistema. Con un tiempo de establecimiento de 79 s. Para este caso en el proceso también se mantuvo constantes los parámetros: referencia de predicción $\alpha = 2$, el esfuerzo control $\lambda = 5$ y el horizonte de predicción, ya que estos elementos de sintonización trabajaron de mejor forma en las pruebas tomadas en el sistema.

4.7 Índices de desempeño

A continuación, se detalla en la Tablas 4.6 y 4.7 los índices de desempeño variando los parámetros alfa y lambda para posteriormente realizar el test de wilcoxon.

Tabla 4.6. Índices de desempeño variando alfa

n	H. Predicción	H. Control	Set Point	Alfa	Mp	Ts [s]	IAE
1	20	5	40	1	167,050	111	36,682
2	20	5	40	2	53,220	100	10,311
3	20	5	40	4	20,140	75	3,508
4	20	5	40	6	16,680	71	2,680
5	20	5	40	8	18,430	67	2,773
6	20	5	40	10	22,270	62	3,327
7	20	5	40	12	27,150	58	3,908
8	20	5	40	14	32,770	54	4,211
9	20	5	40	16	38,290	51	5,152
10	20	5	40	18	44,970	48	5,691
11	20	5	40	20	51,080	46	6,261
12	20	5	40	22	57,370	44	6,873
13	20	5	40	24	63,460	42	7,535
14	20	5	40	26	69,680	40	8,248
15	20	5	40	28	75,720	39	8,243
16	20	5	40	30	81,260	38	8,443
17	20	5	40	32	86,550	37	8,965
18	20	5	40	34	92,060	35	9,153
19	20	5	40	36	96,600	35	9,757
20	20	5	40	38	99,670	34	9,833
21	20	5	40	40	106,099	33	10,103
22	20	5	40	42	110,402	32	10,449
23	20	5	40	44	114,846	31	10,537
24	20	5	40	46	118,125	30	10,600
25	20	5	40	48	122,173	29	11,199

A continuación:

Tabla 4.6 Índices de desempeño variando alfa

n	H. Predicción	H. Control	Set Point	Alfa	Mp	Ts [s]	IAE
26	20	5	40	50	41,2604	28	11,009
27	20	5	40	52	41,2895	27	11,002
28	20	5	40	54	41,3158	26	11,927
29	20	5	40	56	41,3542	25	11,528
30	20	5	40	58	41,3844	24	11,043

Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Tabla 4.7. Índices de desempeño variando lambda

n	H. Predicción	H. Control	Set Point	Lambda	Mp	Ts [s]	IAE
1	20	5	40	1	167,050	111	36,6817
2	20	5	40	2	411,520	205	114,0949
3	20	5	40	4	791,210	241	306,3265
4	20	5	40	6	1056,570	261	516,9079
5	20	5	40	8	1254,110	333	740,505
6	20	5	40	10	1408,580	406	1053,4
7	20	5	40	12	1533,970	440	1200,6
8	20	5	40	14	1638,210	467	1431,3
9	20	5	40	16	1726,860	494	1659,3
10	20	5	40	18	1803,550	520	1886,7
11	20	5	40	20	1868,780	546	2110,4
12	20	5	40	22	1929,720	569	2332,8
13	20	5	40	24	1982,480	592	2552,3
14	20	5	40	26	1996,020	615	2768,9
15	20	5	40	28	2072,910	636	2982,4
16	20	5	40	30	2110,950	657	3192,9
17	20	5	40	32	2147,560	677	3400,2
18	20	5	40	34	2180,560	696	3605,6
19	20	5	40	36	2210,720	715	3605,6
20	20	5	40	38	2232,170	733	4005,4
21	20	5	40	40	2241,530	751	4200,8
22	20	5	40	42	2248,720	769	4394,5
23	20	5	40	44	2257,000	786	4584,2

A continuación:

Tabla 4.7 Índices de desempeño variando Lambda

n	H. Predicción	H. Control	Set Point	Lambda	Mp	Ts [s]	IAE
24	20	5	40	46	2297,840	803	4772,3
25	20	5	40	48	2307,840	819	4956,7
26	20	5	40	50	2317,960	835	5139,4
27	20	5	40	52	2370,010	851	5318,7
28	20	5	40	54	2382,010	867	5497,8
29	20	5	40	56	2417,560	882	5670,7
30	20	5	40	58	2473,570	897	5843,5

Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

4.8 Test Wilcoxon

A continuación, en la Tabla 4.8 se detalla el test de Wilcoxon, en el cual se contrasta el IAE variando los pesos de alfa y lambda en el algoritmo DMC.

Hipótesis nula (Ho): La integral del error absoluto IAE lambda es igual al IAE alfa

Hipótesis Alternativa(Ha): La integral del error absoluto IAE lambda es mayor al IAE alfa

Tabla 4.8. Test de Wilcoxon control DMC

HIPÓTESIS	Principal(Ho) $IAE_{(LAMBDA)}=IAE_{(ALFA)}$				Media (IAE_{ALFA})=Media(IAE_{LAMBDA})		
	Alternativa (Ha) $IAE_{(LAMBDA)}>IAE_{(ALFA)}$				Media (IAE_{ALFA})=Media(IAE_{LAMBDA})		
n	IAE (Alfa)	IAE (lambda)	DIFERENCIA S	RANGOS ASIGNADOS	T+	DIFERENCIA S ORDENADAS	RANGO DE ORDEN
1	36,682	36,682	0,000	-	-	-	-
2	114,095	10,311	103,784	1	1	103,784	1
3	306,327	3,508	302,819	2	2	302,819	2
4	516,908	2,680	514,228	3	3	514,228	3
5	740,505	2,773	737,732	4	4	737,732	4
6	1053,400	3,327	1050,073	5	5	1050,073	5
7	1200,600	3,908	1196,692	6	6	1196,692	6
8	1431,300	4,211	1427,089	7	7	1427,089	7
9	1659,300	5,152	1654,148	8	8	1654,148	8
10	1886,700	5,691	1881,010	9	9	1881,010	9
11	2110,400	6,261	2104,139	10	10	2104,139	10

A continuación:

Tabla 4.8. Test de Wilcoxon control DMC

n	IAE (Alfa)	IAE (lambda)	DIFERENCIAS	RANGOS ASIGNADOS	T^+	DIFERENCIAS ORDENADAS	RANGO DE ORDEN
12	2332,800	6,873	2325,927	11	11	2325,927	11
13	2552,300	7,535	2544,765	12	12	2544,765	12
14	2768,900	8,248	2760,652	13	13	2760,652	13
15	2982,400	8,243	2974,157	14	14	2974,157	14
16	3192,900	8,443	3184,457	15	15	3184,457	15
17	3400,200	8,965	3391,235	16	16	3391,235	16
18	3605,600	9,153	3596,447	17	17	3596,447	17
19	3605,600	9,757	3595,843	18	18	3595,843	18
20	4005,400	9,833	3995,567	19	19	3995,567	19
21	4200,800	10,103	4190,698	20	20	4190,698	20
22	4394,500	10,449	4384,051	21	21	4384,051	21
23	4584,200	10,537	4573,663	22	22	4573,663	22
24	4772,300	10,600	4761,700	23	23	4761,700	23
25	4956,700	11,199	4945,501	24	24	4945,501	24
26	5139,400	11,009	5128,391	25	25	5128,391	25
27	5318,700	11,002	5307,698	26	26	5307,698	26
28	5497,800	11,927	5485,873	27	27	5485,873	27
29	5670,700	11,528	5659,173	28	28	5659,173	28
30	5843,500	11,043	5832,457	29	29	5832,457	29

Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Tabla 4.9. Resultados Test de Wilcoxon

$T = \min(T^+, T^-)$	435
$Z = \frac{T - n \frac{(n+1)}{4}}{\sqrt{\frac{n(n+1)(2n+1)}{24}}}$	4.165088719
Nivel de confianza del 95 % (Z_α)	1,96

Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- **Interpretación:** Como el IAE de la variación del parámetro lambda es mayor que el IAE del parámetro alfa, se demuestra que, al aumentar alfa, el control de la variable nivel produce una mayor eficiencia disminuyendo perdida de energía del sistema. Como el estadígrafo (Z) es mayor a la zona de aceptación (Z_α) se acepta la hipótesis alternativa.

CONCLUSIONES

El proyecto realizado cumple con el principal objetivo propuesto que es la Implementación un Control de Matriz Dinámica (DMC) utilizando un PAC para el control de la variable nivel, en la plataforma de entrenamiento de procesos continuos, garantizando el funcionamiento del proceso con el algoritmo de control, su rendimiento y eficacia en el sistema controlado.

Se observó que la plataforma de procesos continuos de la variable nivel presenta un sistema dinámico lineal estable en la mayoría de los rangos de control.

Se determinó que el modelo matemático de la plataforma de procesos continuos tiene una mayor eficiencia cuando el sistema es de primer orden debido a que no genera oscilaciones cuando alcanza el régimen de estado estacionario y el error de establecimiento tiende a cero.

Se verificó que la variable nivel presenta un comportamiento dinámico lineal en la plataforma de procesos continuos con el cual el algoritmo predictivo DMC obtiene predicciones futuras que permite que la variable controlada converja hacia su valor de consigna.

Se implementó el algoritmo predictivo DMC en el controlador PAC para controlar la variable de nivel mediante incrementos o decrementos de la variable manipulada que permitan obtener la salida deseada de predicción del sistema.

Se comprobó que para obtener un sistema adecuado con el control matricial dinámico la elección de los parámetros de sintonización, como el horizonte de control y el horizonte de predicción deben ser designados de forma adecuada para garantizar el funcionamiento del proceso, para que de esta forma el algoritmo de control lleve al sistema al punto de referencia deseado.

Se verificó durante las pruebas, que asignando un horizonte de control pequeño la curva de salida del controlador DMC se torna más suave, lo cual beneficia al actuador

a no realizar cambios bruscos durante el proceso, condición favorable para aumentar la vida útil del sistema de control y garantizar que la salida alcance el punto de ajuste.

Se corroboró que el horizonte de control debe ser menor que el de predicción ya que la dinámica del sistema se vuelve inestable y se obtiene un control no adecuado al objetivo de este proyecto, varios parámetros del algoritmo se establecen de tal manera que se adapten a la dinámica del proceso.

Se evidenció que, optando por el horizonte de predicción corto en este proyecto, el tiempo de cálculo es menor asegurando un tiempo de respuesta apropiado, sin poner una carga computacional al ordenador, sin perder rendimiento y precisión del sistema de la planta.

RECOMENDACIONES

Se recomienda colocar el sensor diferencial en una altura de referencia de 8 a 10 centímetros del nivel inferior del tanque de almacenamiento para que no haya un error en la lectura con la presión atmosférica del tanque y del líquido.

Calibrar, adecuadamente, el SPAM del sensor diferencial para obtener una efectiva lectura de la variable a manipulable.

Instalar las librerías necesarias de NI MAX para realizar la comunicación entre el controlador de automatización programable PAC y el Host.

Se advierte que para realizar la comunicación con los dispositivos de National Instruments se necesita las licencias originales del software LabVIEW.

Se aconseja leer los manuales de los módulos de entrada y salida del PAC, para colocar la referencia adecuada en la señal del transmisor del nivel.

Se sugiere reiniciar el PAC y colocar una IP nueva y poder enlazar el chasis con el ordenador de forma apropiada.

Tener en cuenta el escalonamiento lineal, tanto mínimos y máximos para conseguir datos exactos lo cual permitirá al algoritmo predictivo DMC realice el control de nivel con eficacia.

Poseer una PC con los requerimientos necesarios debido a que el algoritmo predictivo DMC genera una alta carga computacional.

Se recomienda evaluar el algoritmo predictivo, por medio de simulaciones en MATLAB con el modelo y observar el comportamiento antes de la implementación del control en el sistema.

Aplicar sintonizadores adecuados en la salida del sistema para no dañar el actuador de la planta con acciones bruscas.

Se recomienda evaluar con otros valores de sintonización en el algoritmo DMC para conocer su funcionamiento y verificar si existe un mejoramiento de tiempos en el sistema en llegar al SetPoint.

Se sugiere evaluar los índices de desempeño en la respuesta del sistema para que sirva en nuevas aplicaciones y variaciones en el sistema.

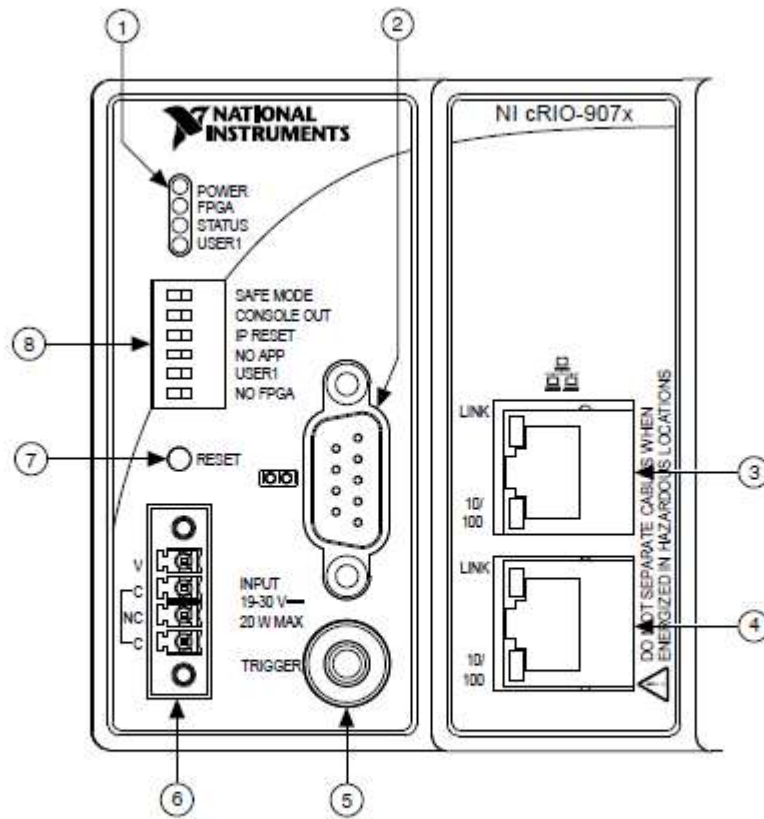
Realizar el mantenimiento en el tanque cisterna debido a residuos que se forman en el agua provocando un taponamiento en el filtro de la bomba de la planta.

REFERENCIAS

- Backx, T. J., & Ton, C. (1999). Model Predictive Control. *Lecture Notes for the MPC DISC Course*.
- Bordons Alba, C. (2000). Control Predictivo: metodología, tecnología y nuevas perspectivas. *Universidad de Sevilla*.
- Camacho, E., & Bordons, C. (2007). *Model Predictive Control*. Sevilla: Springer.
- CompactRIO, I. N. (2014). *Sistema de Control y Adquisición NI CompactRIO*.
Obtenido de <https://www.ni.com/compactrio/esa/whatis.htm>
- cRIO 9073, N. M. (2016). National Instruments CompactRIO 9073 Operating Instructions manual.
- Gawkowski P., M. L. (2007). Dependability of Explicit DMC and GPC. *Proceedings of the International Multiconference on Computer Science and Information Technology*, pp 903-912.
- González Q. Edwin, A. (2011). Algoritmos de Control Predictivo Multivariable para procesos con dinámica rápida. aplicación al control de un sistema de motores acoplados. *Universidad Politecnica de Valencia*.
- Lopez, G. J., Borja, F. G., Grañan, M., & Oterino, F. (2013). On the Influence of the Prediction Horizon in Dynamic Matrix Control. *International Journal of Control Science and Engineering*, pp 22-30.
- Morari, M., Lee, J. H., & García, C. E. (2002). Model Predictive Control. 33-35.
- NI 9201, N. D. (2016). National Instruments CompactRIO 9201 Operating Instructions manual.
- NI 9263, N. D. (2016). National Instruments CompactRIO 9263 Operating Instructions manual.
- Penella F. (2006). Uso y aplicación de laspruebas Wilcoxon y U deMann Whitney. *UPC*.
- Qin, S. J., & Badgwell, T. A. (2002). A survey of industrial model predictive control technology. *Science Direct*, 733.
- Ramírez U., J. A. (2015). Un algoritmo genético para sintonización de una estructura de control MPC (DMC) aplicado a una planta de presión. *Revista Politécnica*, 11, 77-88.
- Rashmi, R. K., & Angshuman, K. (2010). Dynamic Matrix Control. *National Institute Of Technology* .
- Rodríguez G., A. R. (2018). Diseño de un Controlador Predictivo por Matriz Dinámica (DMC) de temperatura para una Central Termosolar de Generación Eléctrica. *Departamento de Eléctrica y Electrónica Repositorio ESPE*.
- Sanchis, S. J. (16 de Septiembre de 2002). GPC mediante Descomposición en Valores Singulares (SVD). Analisis de Componentes Principales (PCA) y Criterios de Selección. Valencia.
- Villajulca, J. C. (02 de 10 de 2009). *InstrumentacionyControl.net*. Recuperado el 02 de 12 de 2017, de Medidas por presión diferencial:
<http://instrumentacionycontrol.net/nivel-medidas-por-presion-diferencial/>

ANEXOS

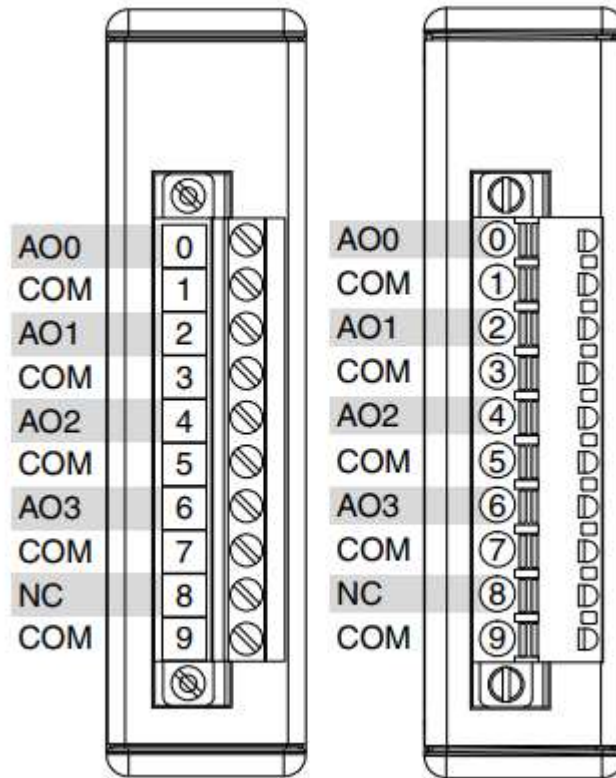
Anexo 1: NI cRIO-9072/9073/9074.



-
- | | |
|---|-----------------------------------|
| 1. LEDs | 5. SMB Connector (cRIO-9074 Only) |
| 2. RS-232 Serial Port | 6. Power Connector |
| 3. RJ-45 Ethernet Port 2 (cRIO-9074 Only) | 7. Reset Button |
| 4. RJ-45 Ethernet Port 1 | 8. DIP Switches |
-

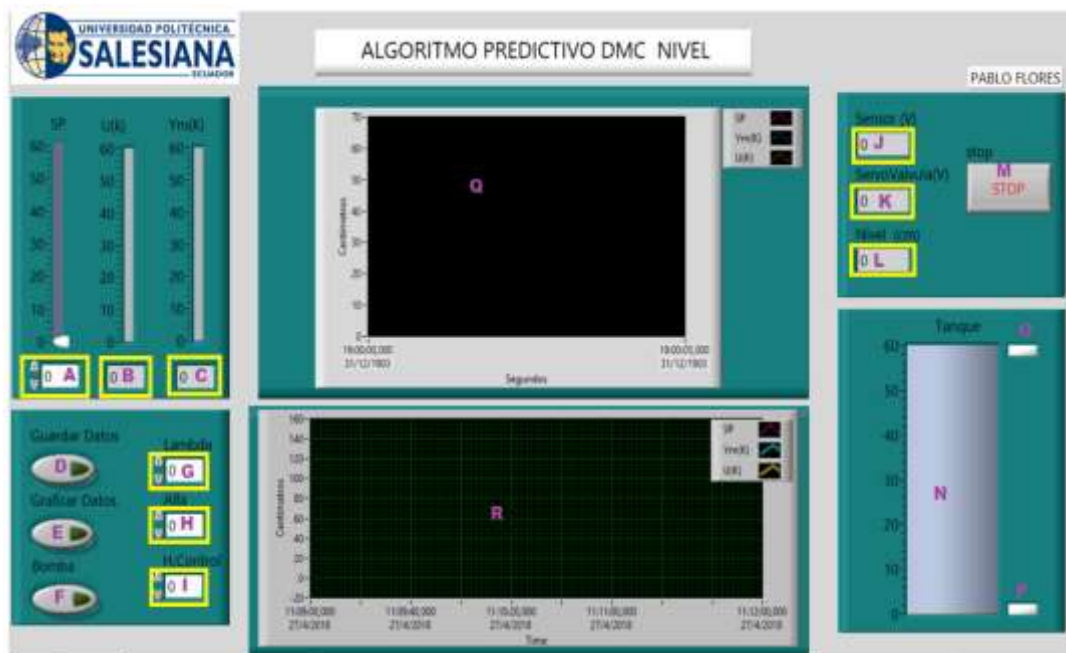
Fuente: (cRIO 9073, 2016)

Anexo 2: Pines NI 9263



Fuente: (NI 9263, 2016)

Anexo 3: Panel Frontal LabVIEW



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

- A. Setpoint
- B. Acción de Control $U(K)$
- C. Salida del Proceso $Ym(K)$
- D. Guardar datos en tiempo real
- E. Graficar datos guardados
- F. Bomba centrifuga
- G. Configuración λ
- H. Configuración α
- I. Configuración del Horizonte de Control
- J. Voltaje del sensor 1-5 v
- K. Voltaje del servo válvula 0.45 - 5.5 v
- L. Indicador de nivel de agua del tanque
- M. Stop
- N. Indicador grafico del nivel de agua del tanque
- O. Indicador de llenado de agua de 60 cm
- P. Indicador cuando el tanque de agua está vacío
- Q. Indicador Grafico en tiempo real
- R. Indicador grafico de los datos guardados de la trayectoria.

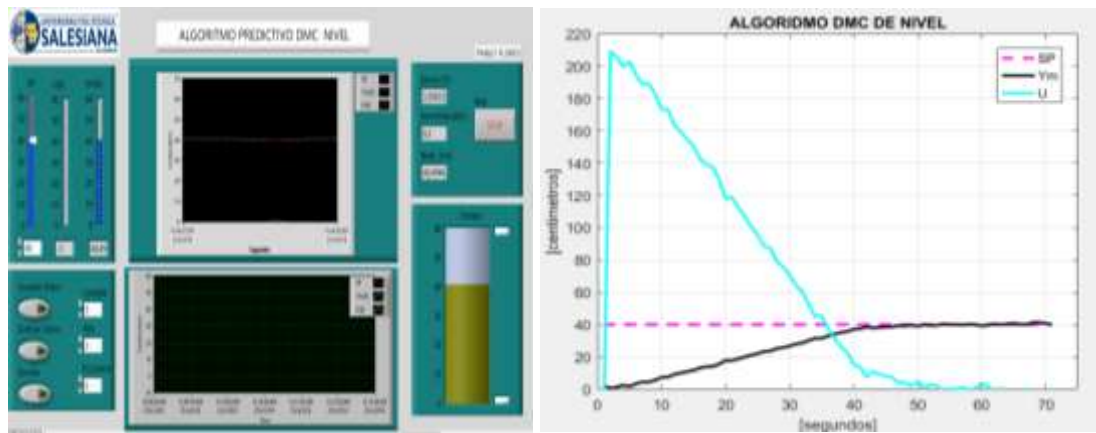
Anexo 4: Código calculo índices de desempeño

```
time=lim_inicial:1:lim_final;  
salidaYm=ym(lim_inicial:lim_final);  
ref=transpose(R(lim_inicial:lim_final));  
  %Error absoluto= Referencia -salida  
ea=abs(ref-salidaYm);  
  % Integral del error absoluto  
IAE=trapez(time,ea);
```

Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 5: Variación del esfuerzo de control (λ)

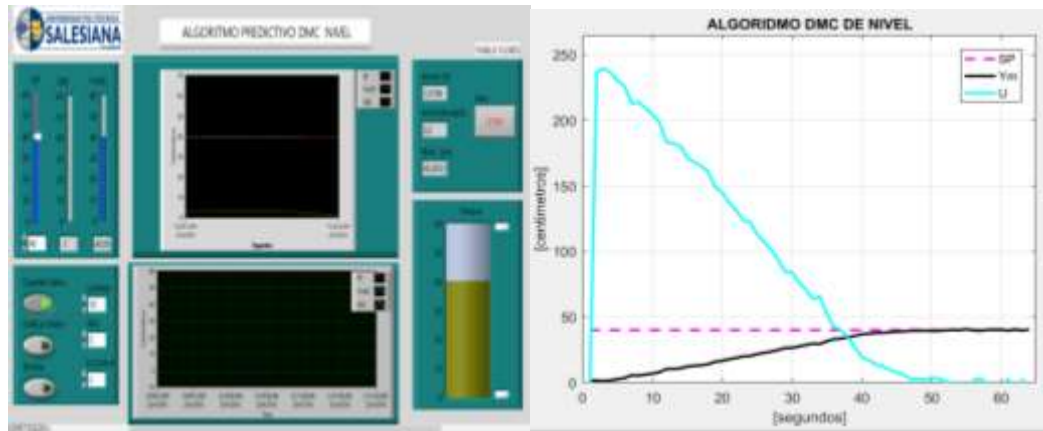
$$\lambda = 5 \quad \alpha = 2 \quad H_c = 5$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 6: Variación del esfuerzo de control (λ)

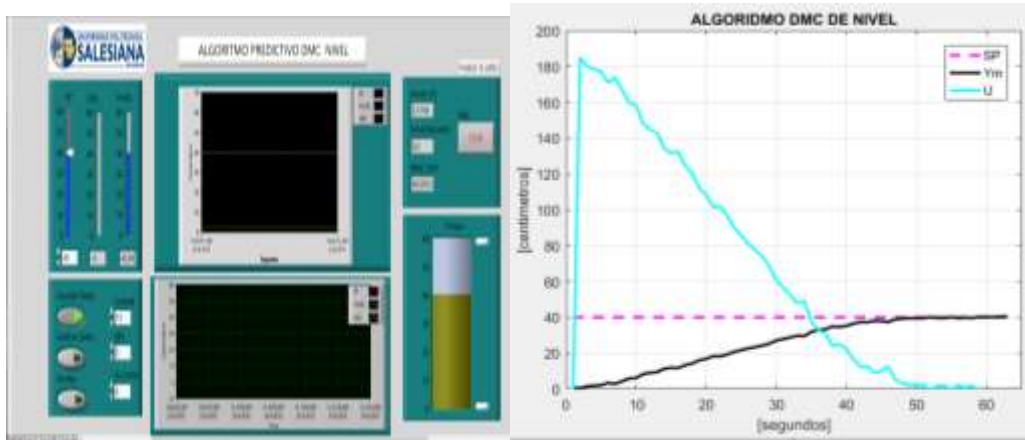
$$\lambda = 5 \quad \alpha = 5 \quad H_c = 5$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 7: Variación del esfuerzo de control (λ)

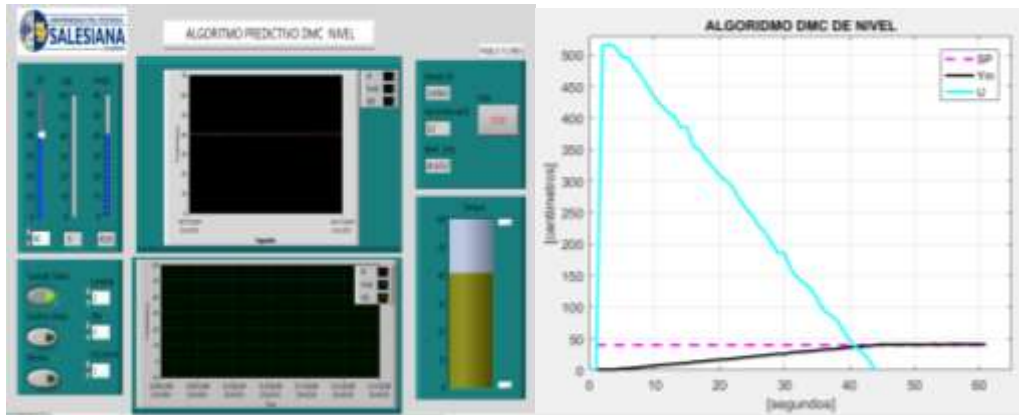
$$\lambda = 15 \quad \alpha = 5 \quad Hc = 5$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 8: Variación de la referencia de predicción (α)

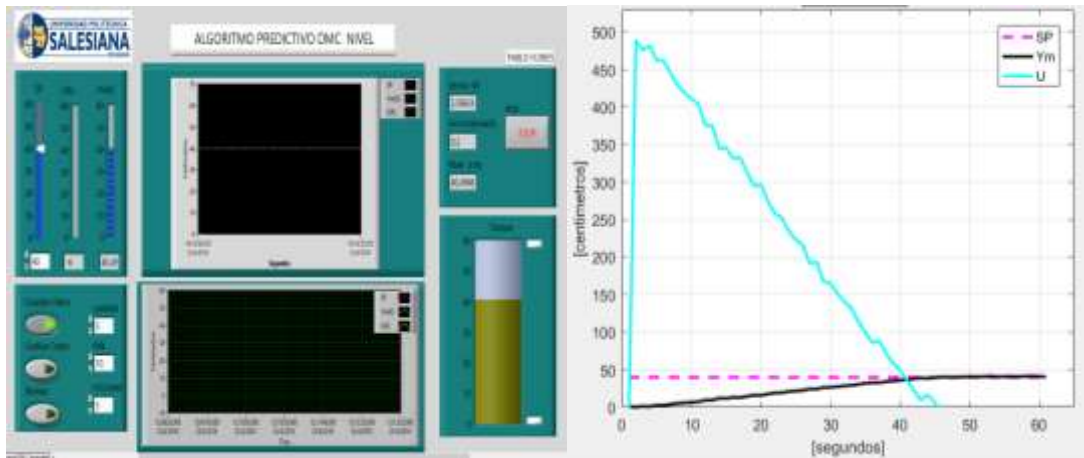
$$\alpha = 5 \quad \lambda = 2 \quad Hc = 5$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 9: Variación de la referencia de predicción (α)

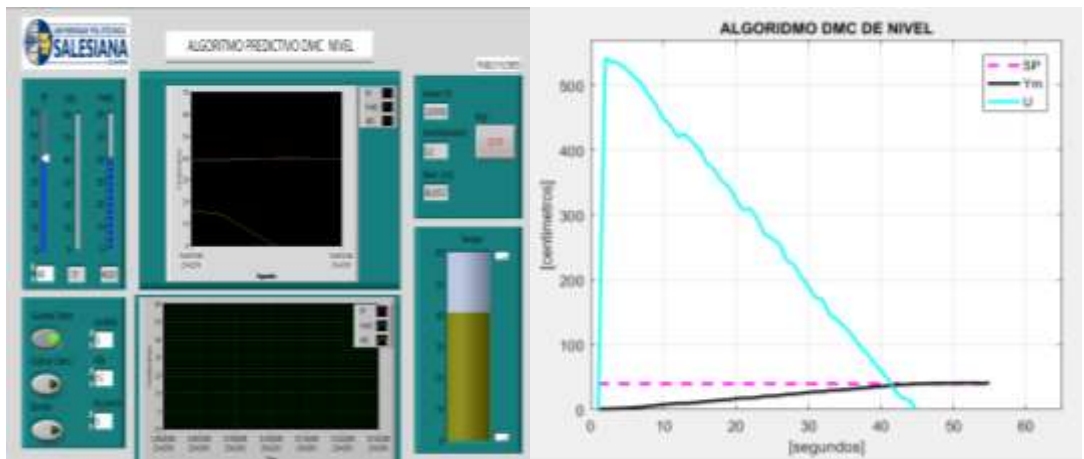
$$\alpha=10 \quad \lambda = 5 \quad Hc = 5$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 10: Variación de la referencia de predicción (α)

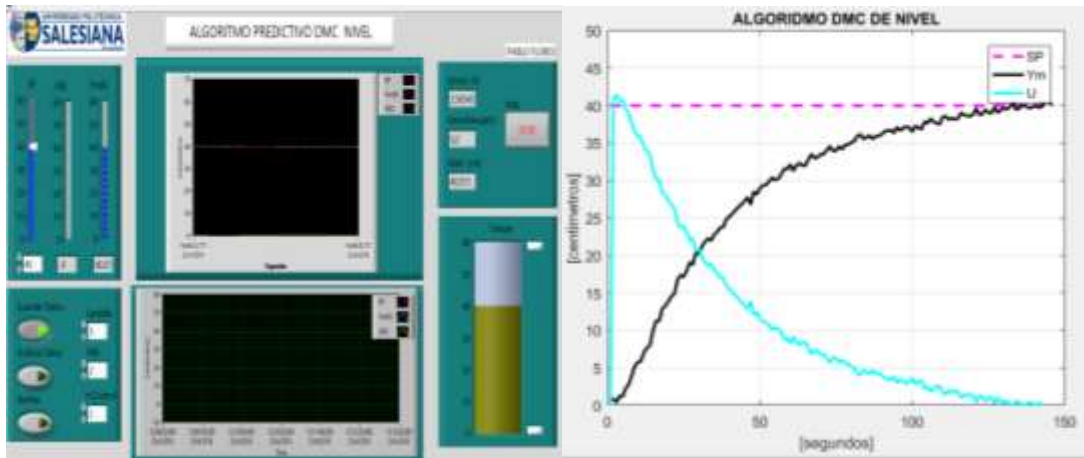
$$\alpha=15 \quad \lambda = 5 \quad Hc = 5$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 11: Variación del horizonte de predicción (H_c)

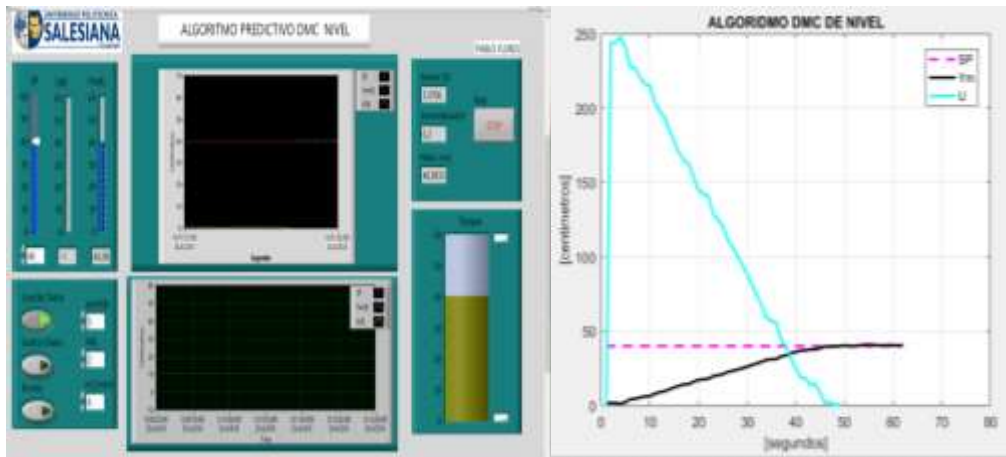
$$H_c = 2 \quad \lambda = 5 \quad \alpha = 2$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 12: Variación del horizonte de predicción (H_c)

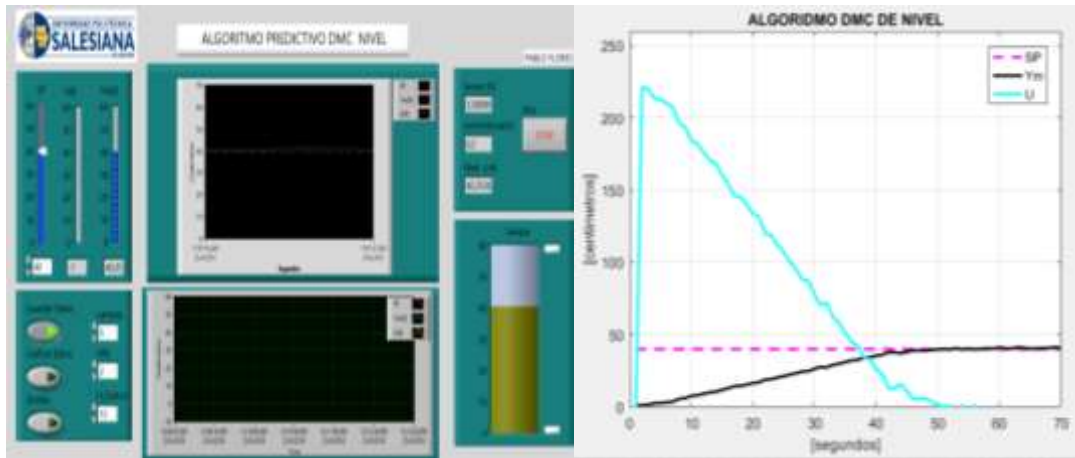
$$H_c = 6 \quad \lambda = 5 \quad \alpha = 2$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores

Anexo 13: Variación del horizonte de predicción (H_c)

$$H_c = 15 \quad \lambda = 5 \quad \alpha = 2$$



Elaborado por: Jonnathan Arévalo y Pablo Flores