



UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL NORTE  
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS GEOLÓGICAS  
Departamento de Ingeniería de Sistemas y Computación

**DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE CONTROL  
DE NIVEL NO LINEAL PARA ENSAYOS DE CONTROLADORES  
BASADOS EN SISTEMAS INTELIGENTES**

Tesis para optar al grado de  
Magíster en Ingeniería Informática

**RUBÉN AQUILES CASTRO CASTRO**

Profesor Guía  
Dr. José Gallardo Arancibia

Antofagasta, Chile

2020

## **Dedicatoria**

*A Dios, porque en su infinita bondad me ha bendecido con la oportunidad de realizar este perfeccionamiento y por darme las fuerzas necesarias para poder llegar a buen término.*

*A mi mamá Ángela, porque con su esfuerzo y dedicación me dio el mejor regalo que podía entregarme para enfrentar la vida, mi educación.*

*A mi esposa Beatriz, por su constante e incondicional apoyo para que no perdiese la motivación a pesar de los inconvenientes en esta aventura, por ser mi compañera en la vida y en los desafíos emprendidos.*

*A mi amado hijo Pedro, por regalarme parte de sus horas de juego para que pudiese terminar de escribir este trabajo.*

## **Agradecimientos**

*A mi familia, por su apoyo incondicional y sus oraciones para que pudiese finalizar de buena manera esta etapa de mi vida.*

*A mis compañeros de clases, en especial a Carlos y Camilo por su buena acogida desde el primer día de mi llegada a la UCN.*

*A los profesores del Magister en Ingeniería Informática, por su siempre buena disposición para atender mis consultas, por dar las facilidades en los horarios de clases lo que me permitió asistir a muchas de ellas. Porque ingresar nuevamente como alumno a una sala de clases me ha motivado para seguir aprendiendo y mejorar mis prácticas.*

*Y muy especialmente, a mi profesor guía, el Dr. José Gallardo A. por su constante apoyo y preocupación, por la calidad humana demostrada durante todo este tiempo, mi eterno agradecimiento.*

# Índice de Contenidos

RESUMEN.....	1
1. INTRODUCCIÓN .....	3
1.1 Hipótesis .....	5
1.2 Objetivo de la tesis .....	5
1.2.1 Objetivo general.....	6
1.2.2 Objetivos específicos .....	6
1.3 Descripción del trabajo.....	7
2. TEORÍA DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	8
2.1 Introducción .....	8
2.2 Redes Neuronales Artificiales (RNA) .....	9
2.2.1 Modelo RNA.....	10
2.2.2 Función de activación .....	12
2.2.3 Clasificación de las RNA.....	13
2.2.4 Perceptrón multicapa (MLP).....	15
3. IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS.....	17
3.1 Introducción.....	17
3.2 Modelos de sistemas.....	18
3.3 Métodos de identificación .....	20
3.3.1 Identificación no paramétrica .....	21

3.3.2	Identificación paramétrica .....	24
3.4	Proceso de identificación.....	29
3.5	Identificación de sistemas con RNA .....	31
3.5.1	Identificación basada en modelo entrada-salida.....	32
3.5.2	Ejemplos de identificación con RNA .....	36
3.5.3	Aplicaciones de las RNA en Identificación de sistemas .....	41
4.	REDES NEURONALES APLICADAS AL CONTROL .....	45
4.1	Introducción.....	45
4.2	Esquemas de control mediante RNA.....	46
4.2.1	Control por modelo inverso, lazo abierto .....	47
4.2.2	Control por modelo inverso, lazo cerrado con PID .....	51
4.2.3	Control directo sin uso de modelo .....	52
4.2.4	Control directo con uso de modelo .....	52
4.2.5	Control de sistemas complejos con RNA .....	53
5.	SISTEMA DE CONTROL DE NIVEL EN ESTANQUE CONICO, REVISIÓN DE TRABAJOS RELACIONADOS .....	57
6.	APLICACIÓN DE LAS RNA A UN SISTEMA DE CONTROL DE NIVEL EN ESTANQUE CÓNICO.....	62
6.1	Introducción.....	62
6.2	Modelado matemático de la planta.....	63
6.3	Diseño e implementación de la planta de estanque cónico .....	66

6.3.1	Justificación de la planta.....	66
6.3.2	Diseño de la planta.....	67
6.3.3	Implementación de la planta .....	71
6.4	Puesta en marcha y pruebas de campo.....	88
6.5	Identificación del modelo de la planta mediante RNA .....	94
6.5.1	<i>Simulink</i> para proceso de identificación .....	94
6.5.2	Obtención de datos entrada-salida.....	95
6.5.3	Tratamiento previo de los datos registrados.....	101
6.5.4	Selección de la estructura del modelo.....	102
6.5.5	Estimación del modelo que mejor ajusta la respuesta.....	103
6.5.6	Validación del modelo.....	105
6.6	Control de nivel en estanque cónico mediante RNA .....	108
6.5.1	Control por modelo inverso, lazo abierto .....	108
7.	ANÁLISIS DE RESULTADOS Y CONCLUSIONES.....	115
7.1	Resultados.....	115
7.2	Conclusiones.....	119
8.	BIBLIOGRAFÍA.....	122
9.	ANEXOS.....	126
9.1	Información técnica complementaria de equipos utilizados en la planta implementada.....	126
9.1.1	Medidor de nivel ultrasónico Dinel ULM – 53N-02-I.....	126

9.1.2	Acondicionador de señal FC-33 Automation Direct .....	130
9.1.3	Relé de nivel Zelio RM4LA32 - Telemecanique .....	132
9.1.4	Fuente de poder Rhino 0-24 Vdc.....	135
9.1.5	Variador de frecuencia PowerFlex 40 .....	136
9.1.6	Transmisor de temperatura Flextop 2211 .....	138
9.2	Diagramas de conexiones eléctricas de fuerza y control .....	139
9.3	Diagrama estructural modular para sistema de control de nivel ...	143

## Índice de figuras

---

	<i>Página</i>
Figura 2.1. Representación de la neurona artificial o EP.....	11
Figura 2.2. Diferentes funciones de activación.....	12
Figura 2.3. Ejemplo simple de una red <i>feedforward</i> .....	13
Figura 2.4. Ejemplo simple de una red recurrente. ....	14
Figura 2.5. Esquema red perceptrón de dos capas. ....	15
Figura 3.1. Señales involucradas en el modelado no paramétrico.....	21
Figura 3.2. Diagrama de bloques estructura ARX.....	27
Figura 3.3. Diagrama de bloques estructura ARMAX. ....	28
Figura 3.4. Diagrama de bloques estructura OE. ....	29
Figura 3.5. Diagrama de bloques estructura BJ. ....	29
Figura 3.6. Esquema proceso de identificación. ....	31
Figura 3.7. Modelo Entrada-Salida. ....	33
Figura 3.8. Estructura en paralelo para identificación. ....	34
Figura 3.9. Estructura en serie-paralelo para identificación. ....	35
Figura 3.10. Estructura para la generación de datos Entrada-Salida. ....	37
Figura 3.11. Esquema de comparación entre RNA y modelo del sistema. .	38
Figura 3.12. Comparación de la salida del sistema vs. Salida de la RNA...	39
Figura 3.13. Esquema para generación de datos entrada-salida en sistema de primer orden no-lineal.....	39
Figura 3.14. Implementación de la relación 3.6 de sistema de primer orden no-lineal.....	40
Figura 3.15. Comparación de la salida del sistema vs. salida de la RNA. ..	41

Figura 4.1. Sistema de control de lazo cerrado realimentado.....	45
Figura 4.2. Estructura para entrenamiento del modelo inverso.....	47
Figura 4.3. Control por modelo inverso para sistema de primer orden. ....	48
Figura 4.4. Esquema del modelo inverso.....	49
Figura 4.5. Estructura para entrenamiento del modelo inverso método especializado. ....	49
Figura 4.6. Modelo inverso en el lazo de control. ....	52
Figura 4.7. Esquema directo sin uso de modelo. ....	52
Figura 4.8. Esquema directo con uso de modelo. ....	53
Figura 4.9. Esquema básico del MPC.....	54
Figura 4.10. Esquema básico del control adaptativo. ....	55
Figura 6.1. Planta de estanque cónico simplificado para modelamiento matemático. ....	64
Figura 6.2. Esquema planta de estanque cónico. ....	68
Figura 6.3. Dimensiones estructurales, planta de estanque cónico.....	70
Figura 6.4. Dimensiones de estanques, cilíndricos y cónico .....	70
Figura 6.5. Armado de estructura modular para montaje de estanques.....	71
Figura 6.6. Revestimiento en fibra de vidrio de estanques cilíndricos y estanque cónico. ....	71
Figura 6.7. Planta de estanque cónico implementado.....	72
Figura 6.8. Sensor de nivel ultrasónico Dinel ULM – 53N-02-I.....	73
Figura 6.9. Acondicionador de señal FC-33. ....	75
Figura 6.10. Válvula de control proporcional eléctrica, modelo TFV4-304. .....	76
Figura 6.11. Sistema de adquisición de datos.....	77

Figura 6.12. Distribución de pines tarjeta NI PCI6024E.....	79
Figura 6.13. Relé de nivel Zelio RM4LA32.....	80
Figura 6.14. Bomba centrífuga trifásica de 2 HP, marca Reggio. ....	81
Figura 6.15. Variador de frecuencia PowerFlex 40 de Allen Bradley.....	81
Figura 6.16. Sensor de temperatura Pt100 sumergible. ....	82
Figura 6.17. Transmisor universal de temperatura, Flextop 2211. ....	83
Figura 6.18. Calefactor para agua sumergible. ....	84
Figura 6.19. Sensor de presión de agua. ....	85
Figura 6.20. Sensor de flujo de agua.....	85
Figura 6.21. Planta de estanque cónico.....	86
Figura 6.22. Vistas diversos componentes de la planta .....	87
Figura 6.23. Panel equipos de control.....	88
Figura 6.24. Curva de histéresis de la válvula de control. ....	90
Figura 6.25. Ventana inicio programa NI MAX v18.0.....	91
Figura 6.26. Imagen posterior al proceso de calibración.....	92
Figura 6.27. Intervalo de llenado medible del estanque cónico.....	96
Figura 6.28. Esquema implementado en <i>Simulink</i> para toma de muestras..	96
Figura 6.29. Variaciones de voltaje de control de válvula. Muestreo n°1. ..	98
Figura 6.30. Variaciones del nivel de llenado en TK-2. Muestreo n°1. ....	99
Figura 6.31. Variaciones de voltaje de control de válvula. Muestreo n°2. ....	100
Figura 6.32. Variaciones del nivel de llenado en TK-2. Muestreo n°2. ....	100
Figura 6.33. Variación en escalón aplicada a válvula de control. ....	101
Figura 6.34. Curva de reacción del nivel de llenado, frente a entrada escalón. .....	102
Figura 6.35. Estructura de la RNA diseñada para la identificación.....	104

Figura 6.36. Error cuadrático medio, muestreo nº1. ....	105
Figura 6.37. Error cuadrático medio, muestreo nº2. ....	106
Figura 6.38. Señal de salida estimada por el modelo de la planta mediante RNA. ....	107
Figura 6.39. Esquema para validación de la RNA del modelo inverso de la planta. ....	109
Figura 6.40. Entrada y salida del sistema de control por modelo inverso. ....	109
Figura 6.41. Señal a compensar por RNA del modelo inverso de la planta. ....	110
Figura 6.42. Respuesta del sistema, control por modelo inverso. ....	111
Figura 6.43. Respuesta del sistema a un cambio en la referencia, control por modelo inverso. ....	112
Figura 6.44. Variaciones de la señal de salida ante cambio en la referencia. ....	112
Figura 6.45. Respuesta del sistema con controlador PID a variación escalón en la entrada. ....	113
Figura 6.46. Respuesta del sistema con control PID a una variación senoidal en la entrada. ....	114
Figura 9.1. Detalle componentes sensor ultrasónico. ....	127
Figura 9.2. Descripción selectores de configuración de relé de nivel Zelio. ....	132
Figura 9.3. Conexionado electrodos y relé de nivel. ....	133
Figura 9.4. Detalles de bornera de conexionado en relé de nivel. ....	133

## Índice de tablas

---

	<i>Página</i>
Tabla 3.1. Estructuras de modelos paramétricos. ....	26
Tabla 6.1. Calibración señal de salida del sensor ultrasónico. ....	73
Tabla 6.2. Calibración para conversión de señal I/V. ....	74
Tabla 6.3. Configuraciones disponibles de entrada-salida .....	75
Tabla 6.4. Características eléctricas tarjeta Ni PCI 6024E. ....	78
Tabla 6.5. Valores medidos de ángulo de apertura para diversos voltajes de control. Barrido ascendente y descendente de voltaje. ....	89
Tabla 6.6. Distribución de canales entrada/salida en tarjeta NI PCI 6024E. ....	95
Tabla 6.7. Pesos de la RNA entrenada para identificación (h=25 cm). ....	104
Tabla 6.8. Pesos de la RNA entrenada para identificación (19<h<32). ....	104
Tabla 6.9. Comparación Salida planta real vs. Salida modelo planta RNA. ....	107

## **RESUMEN**

En el escenario de globalización actual, la competencia en muchos sectores industriales impulsa la necesidad de disponer de técnicas fiables y flexibles que permitan la operación de un proceso con gran eficiencia. Para alcanzar este propósito se pueden considerar las clásicas técnicas de diseño de controladores o bien incorporar técnicas de control basadas en sistemas inteligentes como las redes neuronales artificiales, las que además permiten su aplicación en la identificación de sistemas. El dominio de las redes neuronales para su uso en identificación y control de sistemas, es una tarea que los profesionales del área de control pueden alcanzar de manera satisfactoria si se cuenta con una planta real sobre la cual poder realizar los ensayos y verificar su efectividad.

En este trabajo presentamos el diseño e implementación de un proceso de control de nivel de líquido del tipo cónico, es decir un sistema no-lineal, el cual permitió ensayar el comportamiento de un sistema de control complejo con un controlador basado en redes neuronales y posteriormente uno tradicional del tipo PID, con lo cual se evaluó el comportamiento y efectividad de ambos controladores. Durante el desarrollo de este trabajo se abordan temas como la teoría de las redes neuronales artificiales (RNA), la identificación de sistemas y esquemas de control basados en el uso de las RNA.

Los resultados obtenidos a partir del control directo por modelo inverso permiten evidenciar la eficiencia de las RNA sobre un control PID convencional, así como también se identifican los factores que inciden notoriamente en la efectividad de los controladores implementados, tales como presión en el fondo del estanque alimentador, tipo de actuador utilizado y constante de tiempo del sistema. Se proponen como trabajos futuros, realizar pruebas sobre otros esquemas de control y utilizar la planta implementada en el ámbito de la docencia para ensayos de controladores inteligentes, así como también la incorporación de otras variables para hacer más complejo el sistema a controlar.

## 1. INTRODUCCIÓN

En el escenario de globalización actual, la competencia en muchos sectores industriales impulsa la necesidad de disponer de técnicas fiables y flexibles que permitan la operación de un proceso con gran eficiencia. Por lo ya mencionado, el objetivo de todo sistema de control de procesos, deberá ser el actuar sobre las variables manipuladas de forma que puedan satisfacerse múltiples y cambiantes criterios de funcionamiento (beneficio económico, seguridad del proceso y del personal, problemas medioambientales, etc.) propios de los sistemas complejos y en presencia de cambios en las características del proceso [1].

Sin embargo, el controlar procesos complejos, no es una tarea simple debido a que éstos, son frecuentemente no lineales e inciertos y el derivar un modelo matemático del proceso sobre el cual el diseño del controlador será basado, es aún una tarea más compleja, por lo tanto es de gran relevancia el utilizar sofisticados y fiables sistemas de control [2].

En consecuencia, la comunidad científica ha propuesto múltiples estrategias de control avanzado como el control de ganancia programada, el control predictivo basado en modelos matemáticos, el control adaptativo, el control experto, el control neuronal, el control Fuzzy, etc. [3]. De todas estas estrategias desarrolladas, las técnicas de control predictivo basadas en modelos parecen ser las más eficientes y consecuentemente las que más amplia aceptación han logrado en la industria por cuanto en su forma más

general, aceptan cualquier tipo de modelos y funciones objetivo o restricciones. Considerando que obtener un modelo que represente la dinámica de un sistema, es muy importante para diseñar un sistema de control que cumpla eficazmente los objetivos de control y que frecuentemente ésta es una tarea compleja, se ha optado por aprovechar las bondades que presentan las Redes Neuronales para dicho propósito, y es así que preliminarmente se ha realizado una evaluación de diversas estructuras de control basadas en las redes neuronales tanto para la identificación del sistema como en la función de control.

La búsqueda de un comportamiento preestablecido para variables de interés dentro de un sistema a controlar, es una de las tareas habituales en el ámbito de la ingeniería de control, para lo cual es posible aplicar herramientas y técnicas tanto de control clásico como de control avanzado, dependiendo de la complejidad del sistema y de los resultados que se desean alcanzar. Por otra parte, durante el proceso formativo de los futuros profesionales en el ámbito del control automático, existe la necesidad de poner a prueba la efectividad de los controladores diseñados, así como también poner en práctica los conocimientos adquiridos sobre instrumentación industrial, para lo cual se hace necesario contar con las herramientas necesarias para tal efecto, como lo es una planta real donde poder ensayar y verificar el funcionamiento del controlador y a la vez evidenciar el efecto sobre la planta de las perturbaciones ya sean internas o externas, las que durante la etapa de simulación pueden no haber sido consideradas, dado lo impredecible y no cuantificables que pueden ser, pero que en la práctica suelen afectar al

comportamiento del sistema. Por otra parte, si consideramos que los sistemas reales son por lo general de tipo complejo, es decir, no-lineales y multivariantes, entre otras características, el disponer de una planta para ensayos con algunas de estas características es una herramienta muy atractiva dado que permitiría poner a prueba esquemas con controladores tradicionales como el PID y esquemas con controladores inteligentes como los basados en las Redes Neuronales Artificiales, los cuales son abordados en este trabajo.

## **1.1 Hipótesis**

La utilización de sistemas inteligentes para la identificación y control de una planta compleja, es decir no-lineal o multivariante, permitirá cumplir de manera más óptima los objetivos de control que un controlador clásico del tipo PID.

## **1.2 Objetivo de la tesis**

A continuación se presentan el objetivo general y los específicos perseguidos con este trabajo.

### **1.2.1 Objetivo general**

Diseñar e implementar un sistema de control de nivel no lineal para ensayos de controladores basados en sistemas inteligentes.

### **1.2.2 Objetivos específicos**

- Diseñar sistema de control de nivel no lineal con instrumentación acorde a las necesidades de las variables objeto de control y de manipulación para su uso en un ambiente de laboratorio docente.
- Implementar sistema de control de nivel no lineal y realización de pruebas de campo de sensores, actuadores y acondicionadores de señal, para asegurar su compatibilidad y correcto funcionamiento.
- Analizar arquitecturas de control factibles de implementar para ensayo de controladores basados en redes neuronales, mediante simulación o prueba en la planta real implementada.
- Ensayar arquitectura de control basada en redes neuronales en el sistema implementado y comparar su eficiencia con controlador tradicional del tipo PID.
- Validación del sistema de control implementado basado en redes neuronales artificiales, mediante prueba de campo en tiempo real.

### **1.3 Descripción del trabajo**

A continuación se presenta una breve descripción del contenido de cada capítulo que compone el escrito de este trabajo:

En el capítulo dos se presenta la teoría de las Redes Neuronales, el modelo de una red neuronal artificial RNA y la clasificación de éstas. El capítulo tres presenta los métodos para la identificación de sistemas, tales como la identificación paramétrica y no paramétrica, además de la identificación usando RNA. El cuarto capítulo se refiere al uso de las RNA en control, se revisan diversos esquemas de control como el control por modelo inverso y control directo con y sin uso de modelo. El capítulo cinco, constituye una introducción al tema de control de nivel en estanques cónicos, una forma de control en sistema no-lineal, para posteriormente en el capítulo seis abarcar directamente el tema de control de nivel mediante RNA, en este capítulo se presenta el diseño, implementación, pruebas y resultados obtenidos para la planta en desarrollo. Finalmente en el capítulo siete se realiza un análisis de los resultados obtenidos y se enuncian las conclusiones del trabajo.

Adicionalmente, se debe señalar que todas las figuras presentadas en el trabajo son de elaboración propia con excepción de aquellas en las que se indica la fuente de origen.

## **2. TEORÍA DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

En este capítulo se presentan los conceptos básicos relacionados a las redes neuronales artificiales.

### **2.1 Introducción**

El control automático ha jugado un papel vital en el avance de la ciencia y de la ingeniería. Además de su importante rol en el desarrollo de vehículos espaciales, sistemas de guía de proyectiles, sistemas de piloto automático de aeronaves y de sistemas robóticos entre otros, el control automático se ha convertido en parte de gran relevancia en los procesos industriales y de manufactura. A modo de ejemplo, el control automático resulta esencial en procesos industriales que involucren el control de presión, temperatura, humedad, viscosidad, flujo, nivel u otra variable de interés cuyo comportamiento sea preestablecido [2].

Los métodos de diseño convencional de sistemas de control se basan en la obtención de un modelo matemático que represente el comportamiento dinámico del sistema (función de transferencia) y a partir de éste, mediante la aplicación de diversas técnicas de diseño, se obtiene el controlador a implementar. Si bien, esta es la metodología aplicada generalmente, cabe señalar que los modelos obtenidos en numerosas ocasiones provienen de ecuaciones diferenciales o de diferencias lineales y/o no lineales obtenidas a partir de suposiciones para su simplificación. Cuando el sistema a controlar es de mayor complejidad, la obtención del modelo y del controlador por estos

métodos se ven muy dificultados o no sirven, dado por ejemplo que en un sistema no lineal el comportamiento físico del sistema puede salirse de los parámetros de diseño considerados [4].

Una alternativa para abordar el caso de sistemas complejos es la utilización de control adaptivo, donde los parámetros del controlador están diseñados para acomodarse, de acuerdo a un algoritmo adaptivo, y así mantener el comportamiento del sistema en un nivel deseado. Por otra parte, la aplicación de las redes neuronales artificiales a los sistemas de control permite una mayor flexibilidad y adaptabilidad, dado que son aplicables a sistemas lineales pero destacando aún más por su aplicabilidad a los sistemas no lineales [5].

## **2.2 Redes Neuronales Artificiales (RNA)**

Las RNA han sido inspiradas en la búsqueda de un modelo que represente como trabaja el proceso cognitivo del cerebro. McCulloch y Pitts formularon el primer modelo de una red neuronal [6] pero que carecía de la capacidad de aprender, posteriormente Hebb introduce la idea del aprendizaje en el libro *“Organization of Behavior”* [7], señalando que cambios en las uniones sinápticas son proporcionales a las activaciones de las neuronas, lo cual fue una base formal para la creación de redes neuronales con capacidad de aprendizaje. Lo anterior, ha permitido de alguna manera tratar de imitar el funcionamiento del cerebro que posee una arquitectura multiprocesador altamente conectada capaz de desarrollar Procesamiento Paralelo Distribuido (PDP), y que le permite mediante sus neuronas a través de prueba y error alcanzar mejor comportamiento que las computadoras más avanzadas [4].

Dentro de las características de las RNA podemos señalar:

- Poseen la capacidad de adquirir el conocimiento a través de la experiencia, el cual es almacenado en el peso relativo de las conexiones inter-neuronales.
- Tienen una altísima plasticidad y gran adaptabilidad, son capaces de cambiar adaptándose a las condiciones del medio.
- Poseen alto nivel de tolerancia a fallas, es decir, pueden sufrir una alteración considerable y continuar teniendo un buen comportamiento.
- Tienen un comportamiento altamente no-lineal, lo que les permite procesar información procedente de otros fenómenos no-lineales.

### **2.2.1 Modelo RNA**

El equivalente de una neurona biológica como la presentada en [8] en las RNA es el llamado Elemento de Procesamiento (EP) (figura 2.1), el cual posee muchas entradas las que se combinan usualmente por una sumatoria ponderada generando una actividad interna en el EP. Las entradas combinadas luego son modificadas por una función de activación, la cual puede ser una función umbral que sólo pasa información si el nivel de actividad generado sobrepasa cierto umbral, o puede ser una función continua de las entradas combinadas. La salida de un EP puede conectarse a las entradas de otros EP ponderando cada conexión con un peso propio.

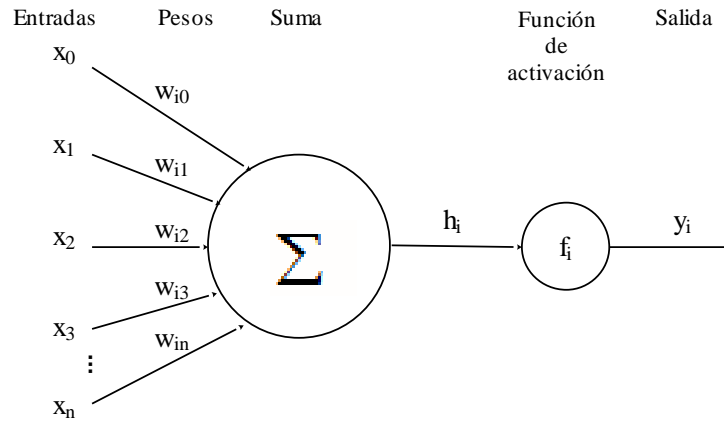


Figura 2.1. Representación de la neurona artificial o EP.

Lo que hace cada peso sináptico es multiplicar la entrada correspondiente y define la importancia relativa de cada una. La salida  $y_i$  puede expresarse como:

$$y_i = f_i(h_i) = f_i\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} + w_{i0}\right) \quad (2.1)$$

Donde  $w_{i0}$  es llamado *bias* y puede ser interpretado como el peso aplicado a una pseudo-entrada ( $x_0$ ) asumida como constante de valor 1, este peso permite controlar el umbral de activación de la neurona [9]. Una RNA consiste de muchos EP unidos y organizados en grupos denominados capas. Existen 2 capas típicas que son la capa de entrada y la capa de salida, las capas interiores que dan origen a la interconexión se denominan capas ocultas.

### 2.2.2 Función de activación

La función de activación debe ser elegida dependiendo de si el sistema con que se trabajará es lineal o no-lineal. Algunas funciones de activación factibles de considerar son las mostradas en la figura 2.2.

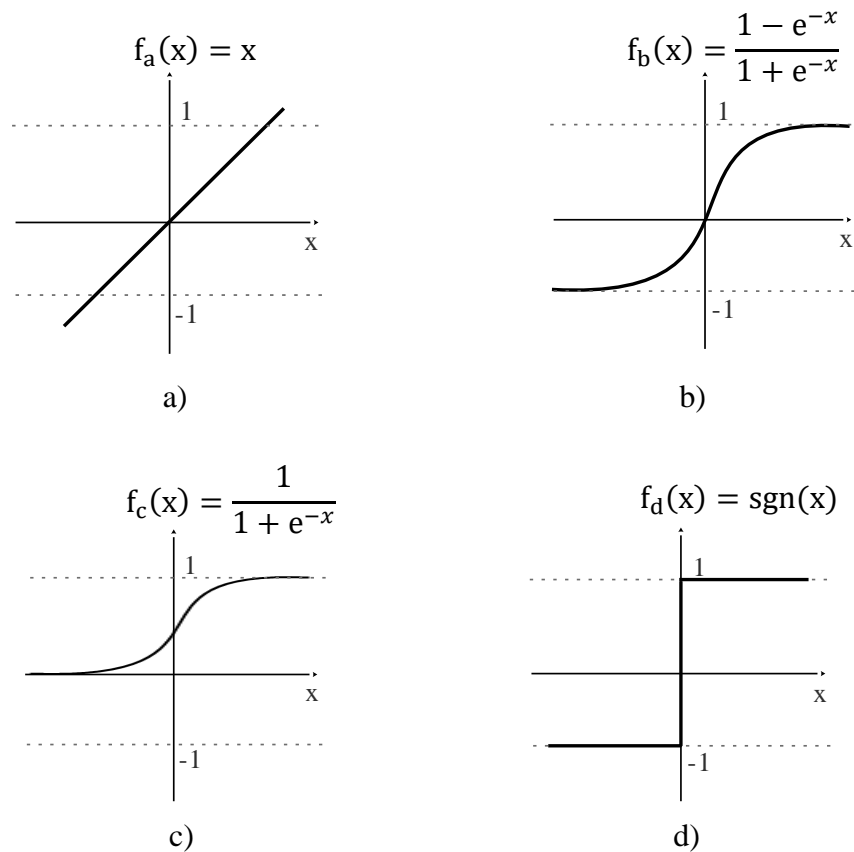


Figura 2.2. Diferentes funciones de activación.  
a) Lineal, b) tangente hiperbólica, c) sigmoideal, d) signo.

Si se desea usar una función de activación en RNA multicapas, la función de activación debe ser no-lineal. En lo que respecta a este trabajo se considerará la función tangente hiperbólica en la capa oculta y la función lineal en la capa de salida, dada la naturaleza del sistema a controlar de tipo no-lineal.

### 2.2.3 Clasificación de las RNA

Las redes neuronales pueden ser consideradas como modelos computacionales del cerebro y pueden clasificarse por su estructura (interconexión de las neuronas) o bien por el algoritmo de aprendizaje que utilizan [10].

#### a) Clasificación por estructura:

a.1. Redes *feedforward*: Las neuronas se agrupan en capas y las señales fluyen desde la capa de entrada hasta la salida vía conexiones unidireccionales (figura 2.3). Ejemplo este tipo de red es el perceptrón multicapa MLP [10], siendo esta quizás el tipo de red más ampliamente utilizada.

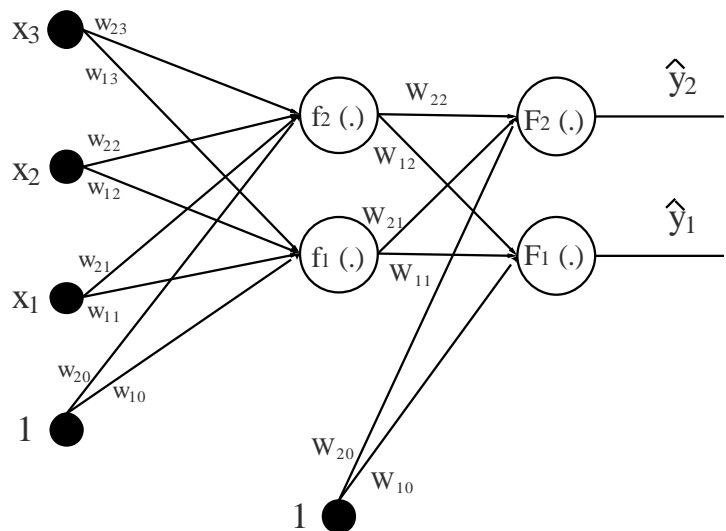


Figura 2.3. Ejemplo simple de una red *feedforward*.

a.2. Redes recurrentes: Se caracterizan porque el flujo de señal a diferencia de las *feedforward*, puede ir hacia la misma neurona o bien a una

neurona en una capa precedente (figura 2.4) [9]. Ejemplo de este tipo de redes son las redes de Hopfield, Elman y Jordan.

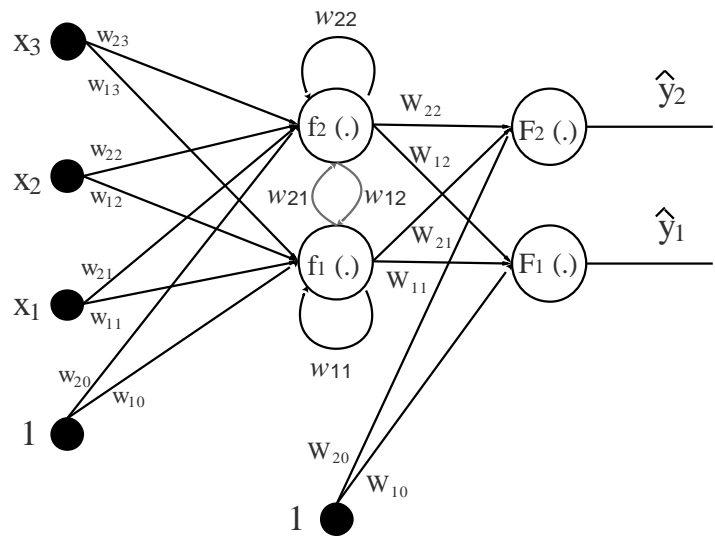


Figura 2.4. Ejemplo simple de una red recurrente.

b) Clasificación por algoritmo de aprendizaje:

b.1. Aprendizaje supervisado: El propósito es enseñar a la red la salida deseada para una entrada conocida, en base a este objetivo se van ajustando los pesos de las conexiones inter-neuronas. Ejemplo de este tipo de aprendizaje es la regla delta y el algoritmo *Backpropagation* [11].

b.2. Aprendizaje no supervisado: No se requiere conocer la salida deseada, durante el entrenamiento se ajustan los pesos de las conexiones para agrupar los patrones de entrada con otros de similares características. Ejemplo de este aprendizaje es el algoritmo de aprendizaje competitivo ART.

b.3. Aprendizaje reforzado: Se basa en el aprendizaje supervisado pero todas las neuronas de salida obtienen un valor de error solamente. Ejemplo de este aprendizaje es el algoritmo genético.

### 2.2.4 Perceptrón multicapa (MLP)

El perceptrón multicapa MLP es la red *feedforward* más conocida. La figura 2.5 muestra un MLP con dos capas (capa oculta o intermedia y capa de salida).

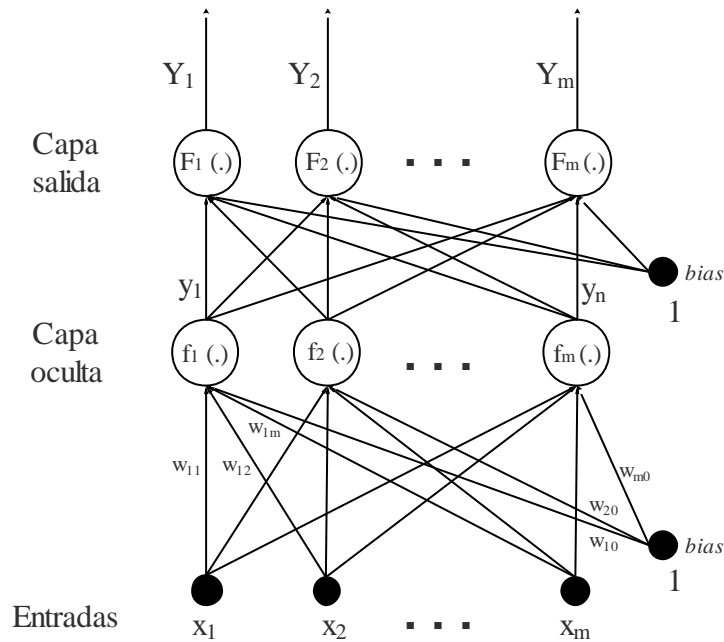


Figura 2.5. Esquema red perceptrón de dos capas.

Las señales de entrada  $x_j$  concurren hacia las neuronas de la capa oculta, cada neurona de la capa oculta procesa mediante su función de activación  $f_i(.)$ , la suma de las entradas ponderadas de acuerdo a los pesos  $w_{ij}$ , para generar la salida  $y_i$  [10].

$$y_i = f_i \left( \sum w_{ij} x_j \right) \quad (2.2)$$

Este proceso se repite nuevamente en la capa de salida con función de activación  $F_i(\cdot)$ , devolviendo cada neurona la respuesta final  $Y_j$  de la red.

Las salidas de la red pueden ser expresadas como se indica en la siguiente relación matemática.

$$Y_i = F_i \left[ \sum_{k=1}^m W_{ki} f_i \left( \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j + w_{i0} \right) + W_{k0} \right] \quad (2.3)$$

Donde  $w_{i0}$  y  $W_{k0}$  representan las *bias* asociados a las capas oculta y de salida respectivamente.

Para la determinación de los pesos de la red se debe tener un conjunto de ejemplos que permitan determinar cómo se relacionan las salidas con las entradas del sistema. La tarea de determinar el valor de los pesos a partir de los ejemplos es llamado entrenamiento o aprendizaje. Las *bias* son consideradas como pesos que actúan sobre entradas fijas de valor 1 [9].

### 3. IDENTIFICACIÓN DE SISTEMAS

En este capítulo se presentan diversos métodos de identificación del modelo de un sistema tales como los métodos de identificación paramétrica, no paramétrica y la identificación basada en el uso de las RNA.

#### 3.1 Introducción

Un sistema es toda realidad en la que interactúan variables de diferentes tipos para producir señales observables. Las señales observables que son de interés para el observador se denominan *salidas* del sistema, mientras que las señales que pueden ser manipuladas libremente por dicho observador son las *entradas* del mismo. El resto de señales que influyen en la evolución de las salidas pero no pueden ser manipuladas por el observador se denominan *perturbaciones*.

Un sistema dinámico mecánico, eléctrico, térmico, hidráulico, económico o de otro tipo, puede ser caracterizado a través de ecuaciones diferenciales o de diferencias. Para obtener estas ecuaciones se utilizan, por lo general, las leyes físicas que gobiernan el sistema tales como las leyes de Newton, de Kirchhoff, entre otras [2]. La importancia de la obtención de una relación matemática que represente el comportamiento dinámico del sistema radica en la posibilidad del diseño de controladores para dicho sistema.

### 3.2 Modelos de sistemas

De manera general, podemos decir que un modelo es una herramienta que permite predecir el comportamiento de un sistema sin necesidad de experimentar sobre él.

Los modelos de sistemas físicos pueden ser de muy diversos tipos. Una clasificación, en función del grado de formalismo matemático que poseen, es la siguiente [12]:

- a) Modelos mentales, intuitivos o verbales. Estos modelos carecen de formalismo matemático. Para conducir un coche, por ejemplo, se requiere un modelo mental o intuitivo sobre el efecto que produce el movimiento del volante, pero no es necesario caracterizar dicho efecto mediante ecuaciones matemáticas exactas.
- b) Modelos no paramétricos. Muchos sistemas quedan perfectamente caracterizados mediante un gráfico o tabla que describa sus propiedades dinámicas mediante un número no finito de parámetros. Por ejemplo, un sistema lineal queda definido mediante su respuesta al impulso o al escalón, o bien mediante su respuesta en frecuencia.
- c) Modelos paramétricos o matemáticos. Para aplicaciones más avanzadas, puede ser necesario utilizar modelos que describan las relaciones entre las variables del sistema mediante expresiones matemáticas como pueden ser ecuaciones diferenciales (para sistemas continuos) o en diferencias (para

sistemas discretos). En función del tipo de sistema y de la representación matemática utilizada, los sistemas pueden clasificarse en:

- **Determinísticos o estocásticos.** Se dice que un modelo es determinístico cuando expresa la relación entre entradas y salidas mediante una ecuación exacta. Por el contrario, se dice que un modelo es estocástico si posee un cierto grado de incertidumbre. Estos últimos se definen mediante conceptos probabilísticos o estadísticos.
- **Dinámicos o estáticos.** Un sistema es estático cuando la salida depende únicamente de la entrada en ese mismo instante (un resistor, por ejemplo, es un sistema estático). En estos sistemas existe una relación directa entre entrada y salida, independiente del tiempo. Un sistema dinámico es aquel en el que las salidas evolucionan con el tiempo tras la aplicación de una determinada entrada (por ejemplo, una red RC). En estos últimos, para conocer el valor actual de la salida es necesario conocer el tiempo transcurrido desde la aplicación de la entrada.
- **Continuos o discretos.** Los sistemas continuos trabajan con señales continuas, y se caracterizan mediante ecuaciones diferenciales. Los sistemas discretos trabajan con señales muestreadas, y quedan descritos mediante ecuaciones en diferencias.

### **3.3 Métodos de identificación**

A partir de la definición de las variables de entrada y salida del sistema, junto a una adecuada combinación de las leyes físicas que lo rigen, es posible encontrar el modelo que representa la respuesta dinámica del sistema. Al modelo encontrado a partir de esta metodología, se le conoce como modelo analítico o fenomenológico. En general, es difícil poder caracterizar completamente un proceso mediante un modelo matemático, ya que la realidad física suele ser compleja. Sin embargo, es posible aproximar modelos simples para obtener resultados satisfactorios en ciertos sistemas cuyo comportamiento sea de un sistema lineal e invariante en el tiempo. Los modelos a considerar en esta aproximación son modelos de primer y segundo orden con retardo, existiendo dos métodos ampliamente utilizados para determinar el modelo de la planta, ellos son la curva de reacción y la prueba del escalón [2].

En el caso de sistemas no-lineales, multivariantes e invariantes en el tiempo, es decir sistemas complejos, aplicar los métodos señalados anteriormente implica acotar el punto de trabajo de la planta con la finalidad de tener un comportamiento lineal. Es en estos casos, donde se hace más conveniente aplicar métodos de identificación de sistemas, los cuales se pueden considerar como los estudios de técnicas que persiguen la obtención de modelos matemáticos de sistemas dinámicos a partir de mediciones realizadas en el sistema.

Los modelos obtenidos mediante técnicas de identificación tienen desventajas como:

1. Ser válidos en un limitado rango de trabajo, en torno a un punto de operación determinado, para un cierto tipo de entrada o un proceso concreto.
2. No es factible dar una interpretación al modelo obtenido, dado que los parámetros obtenidos no tienen relación directa con ninguna magnitud física [9]. Estos parámetros se utilizan sólo para dar una descripción aceptable del comportamiento conjunto del sistema. En la práctica, lo ideal es recurrir a una mezcla de ambos métodos de modelado para obtener el modelo final. El uso de datos reales para identificar los parámetros del modelo provee a éste de una gran exactitud, pero el proceso de identificación se ve tanto más facilitado cuanto mayor sea el conocimiento sobre las leyes físicas que rigen el proceso

### 3.3.1 Identificación no paramétrica

Sea el sistema mostrado en la figura 3.1 [12]:

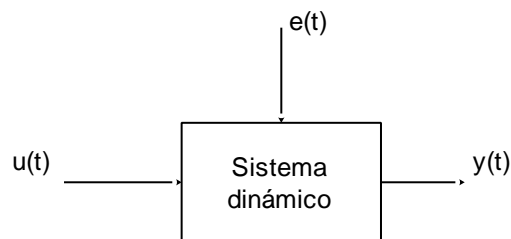


Figura 3.1. Señales involucradas en el modelado no paramétrico.

Si se asume que el sistema es lineal, la relación entre la salida del sistema  $y(t)$ , su entrada  $u(t)$  y el ruido  $e(t)$  puede expresarse del siguiente modo:

$$y(t) = G(q^{-1})u(t) + e(t) \quad (3.1)$$

donde  $q^{-1}$  es el operador de retardo y el producto  $G(q^{-1})u(t)$  representa la secuencia dada por:

$$G(q^{-1})u(t) = \sum_{k=1}^{\infty} g(k)u(t-k) \quad (3.2)$$

De donde se deduce que:

$$G(q^{-1}) = \sum_{k=1}^{\infty} g(k)q^{-k} \quad (3.3)$$

La secuencia  $g(k)$  se denomina respuesta al impulso, y coincide con la salida del sistema cuando se aplica un impulso unitario en la entrada. Además,  $G(z)$  es la función de transferencia del sistema y evaluando a lo largo del círculo unitario ( $z = e^{j\omega}$ ) se obtiene la llamada respuesta en frecuencia,  $G(e^{j\omega})$ .

Los modelos paramétricos y no paramétricos quedan definidos por sus respuestas en el dominio de la frecuencia y temporal respectivamente.

a) Identificación no paramétrica, en el dominio del tiempo.

Se busca obtener la respuesta del sistema, al escalón o al impulso. Se debe registrar la evolución de la salida luego de haberse aplicado una entrada impulso o escalón. Para obtener la respuesta impulsiva, es posible aplicar el análisis de la correlación.

Sea la entrada  $u(t)$  ruido blanco, cuya función de covarianza es:

$$R_u(\tau) = E[y(t + \tau)u(t)] = \begin{cases} \lambda & \text{si } \tau = 0 \\ 0 & \text{si } \tau \neq 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

Luego, la correlación cruzada de la entrada y la salida está dada por:

$$R_{yu}(\tau) = E[y(t + \tau)u(t)] = \lambda g(\tau) \quad (3.5)$$

y por tanto la respuesta al impulso puede obtenerse a partir de las muestras de la entrada y salida del sistema, a partir de:

$$g(\tau) = \frac{1}{\lambda N} \sum_{t=1}^N y(t + \tau)u(t) \quad (3.6)$$

Este método suele ser apropiado para tener una idea rápida de la relación entre distintas señales del sistema.

b) Identificación no paramétrica, en el dominio de la frecuencia.

Con este método se obtiene una relación que representa la respuesta en frecuencia del sistema, para tal efecto, se hace necesaria la aplicación de entradas sinusoidales a distintas frecuencias. O bien, puede obtenerse la respuesta en frecuencia mediante el análisis espectral, el cual aplica la transformada de Fourier a las funciones de covarianza de entrada y salida y además la correlación entre la entrada y salida.

$$R_u(\tau) = E[u(t + \tau)u(t)] = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N u(t + \tau)u(t) \quad (3.7)$$

$$R_{yu}(\tau) = E[y(t + \tau)u(t)] = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N y(t + \tau)u(t) \quad (3.8)$$

Luego, las transformadas de Fourier están dadas por:

$$\Phi_u(w) = \sum_{t=-\infty}^{\infty} R_u(\tau)e^{-jw\tau} \quad (3.9)$$

$$\Phi_{yu}(w) = \sum_{t=-\infty}^{\infty} R_{yu}(\tau)e^{-jw\tau} \quad (3.10)$$

De este modo, la respuesta en frecuencia del sistema es:

$$G(e^{jw}) = \frac{\Phi_{yu}(w)}{\Phi_u(w)} \quad (3.11)$$

La desventaja de este método es que el modelo encontrado no es utilizable en simulación y su ventaja es el no requerirse conocimiento previo de la planta, salvo el ser lineal.

### 3.3.2 Identificación paramétrica

En este caso los modelos poseen una estructura y una cierta cantidad de parámetros que los definen. Son útiles para cualquier sistema lineal, sin embargo debe elegirse el modelo, la cantidad de parámetros, entre otros factores, lo cual lo vuelve complejo dado que la elección debe permitir ajustar la relación existente entre los datos de entrada y salida del sistema.

Un modelo paramétrico es descrito en tiempo discreto, dado que su identificación se alcanza a partir de datos muestreados, donde el modelo discreto puede ser descrito por:

$$s(t) = \eta(t) + w(t) \quad (3.12)$$

donde  $s(t)$  es la salida medible del sistema,  $\eta(t)$  es la salida que produce la entrada aplicada al sistema y  $w(t)$  representa la salida debida a las perturbaciones. Estos términos se pueden escribir como:

$$\eta(t) = G(q^{-1}, \theta)u(t) \quad (3.13)$$

$$w(t) = H(q^{-1}, \theta)e(t) \quad (3.14)$$

$$s(t) = A(q^{-1}, \theta)y(t) \quad (3.15)$$

donde  $q^{-1}$  representa al retardo,  $\theta$  es un vector de parámetros,  $u(t)$  y  $e(t)$  son la entrada y el ruido de entrada al sistema, y por su parte  $y(t)$  es la salida del sistema (que no necesariamente es la salida medible). Por otra parte,  $G(q^{-1}, \theta)$  y  $H(q^{-1}, \theta)$  son relaciones polinomiales del tipo:

$$G(q^{-1}, \theta) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})} = \frac{b_1q^{-n_k} + b_2q^{-n_k-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_k-n_b+1}}{1 + f_1q^{-1} + \dots + f_{n_f}q^{-n_f}} \quad (3.16)$$

$$H(q^{-1}, \theta) = \frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})} = \frac{1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c}}{1 + d_1q^{-1} + \dots + d_{n_d}q^{-n_d}} \quad (3.17)$$

y  $A(q^{-1}, \theta)$  es un polinomio del tipo:

$$A(q^{-1}, \theta) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \quad (3.18)$$

El vector  $\theta$  contiene los coeficientes  $a_i$ ,  $b_i$ ,  $c_i$ ,  $d_i$  y  $f_i$ . La estructura general de estos modelos es:

$$A(q^{-1}, \theta)y(t) = G(q^{-1}, \theta)u(t) + H(q^{-1}, \theta)e(t) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u(t) + \frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})}e(t) \quad (3.19)$$

Para elegir la estructura de un modelo paramétrico, se debe determinar el orden de los polinomios mostrados anteriormente, o sea  $n_a$ ,  $n_b$ ,  $n_c$ ,  $n_d$ ,  $n_f$  y además el retardo entre la entrada y la salida  $n_k$ . Por otra parte, se debe

determinar el vector de coeficientes  $\theta$  ( $a_i$ ,  $b_i$ ,  $c_i$ ,  $d_i$  y  $f_i$ ) que permite el ajuste del modelo a los datos de entrada y salida del sistema.

No todos los polinomios son incluidos en la descripción del modelo, dando origen a diversas estructuras como las indicadas en la tabla 3.1 [12]:

Tabla 3.1. Estructuras de modelos paramétricos.

Tipo de modelo	Condición	Estructura resultante
Modelo ARX	$F(q^{-1}) = D(q^{-1}) = C(q^{-1}) = 1$	$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t) + e(t)$
Modelo Output Error (OE)	$C(q^{-1}) = D(q^{-1}) = A(q^{-1}) = 1$	$y(t) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u(t) + e(t)$
Modelo ARMAX	$F(q^{-1}) = D(q^{-1}) = 1$	$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t) + C(q^{-1})e(t)$
Modelo Box Jenkins (BJ)	$A(q^{-1}) = 1$	$y(t) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u(t) + \frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})}e(t)$

Cada estructura (ARX, ARMAX, OE o BJ) tiene sus propias características y debe ser elegida fundamentalmente en función del punto en el que se prevé que se añade el ruido en el sistema. En ocasiones es necesario probar varias estructuras y con varios órdenes dentro para una misma estructura hasta hallar un modelo adecuado.

#### a) ARX

Es quizás, la relación de entrada-salida más sencilla que se puede obtener, sea la proveniente de una descripción del sistema como una ecuación lineal en diferencias.

$$\begin{aligned}
 y(t) + a_1y(t-1) + a_2y(t-2) + \dots + a_{n_a}y(t-n_a) & \quad (3.20) \\
 = b_1u(t-1) + b_2u(t-2) + \dots + b_{n_b}u(t-n_b) + e(t) &
 \end{aligned}$$

Los parámetros a ajustar son:

$$\theta = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{n_a} \ b_1 \ b_2 \ \dots \ b_{n_b}]^T \quad (3.21)$$

Sean los polinomios  $A(q^{-1})$  y  $B(q^{-1})$  de la forma:

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a} \quad (3.22)$$

$$B(q^{-1}) = b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b} \quad (3.23)$$

Entonces:

$$G(q^{-1}, \theta) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (3.24)$$

$$H(q^{-1}, \theta) = \frac{1}{A(q^{-1})} \quad (3.25)$$

La estructura del modelo ARX se presenta en la figura 3.2.

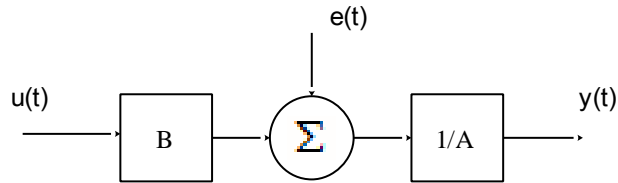


Figura 3.2. Diagrama de bloques estructura ARX.

## b) ARMAX

Una desventaja del modelo ARX es la falta de libertad en la descripción de la perturbación. Sin embargo, es posible incorporar mayor flexibilidad al modelado si se incorpora un término conocido como media en movimiento (*moving average*) del ruido blanco.

$$\begin{aligned}
 y(t) + a_1y(t-1) + a_2y(t-2) + \dots + a_{n_a}y(t-n_a) & \quad (3.26) \\
 = b_1u(t-1) + b_2u(t-2) + \dots + b_{n_b}u(t-n_b) + e(t) \\
 + c_1e(t-1) + \dots + c_{n_c}e(t-n_c)
 \end{aligned}$$

Donde

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \quad (3.27)$$

Así queda:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t) + C(q^{-1})e(t) \quad (3.28)$$

Y además:

$$G(q^{-1}, \theta) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (3.29)$$

$$H(q^{-1}, \theta) = \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (3.30)$$

Por lo que el vector de parámetros  $\theta$  queda definido por (3.31).

$$\theta = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_{n_a} \ b_1 \ b_2 \ \dots \ b_{n_b} \ c_1 \ c_2 \ \dots \ c_{n_c}]^T \quad (3.31)$$

La estructura del modelo ARMAX se observa en la figura 3.3.

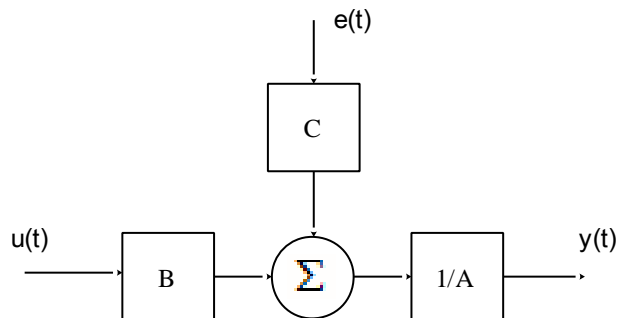


Figura 3.3. Diagrama de bloques estructura ARMAX.

c) OE y BJ

Las figuras 3.4 y 3.5 muestran los diagramas de bloques de las estructuras OE y BJ respectivamente.

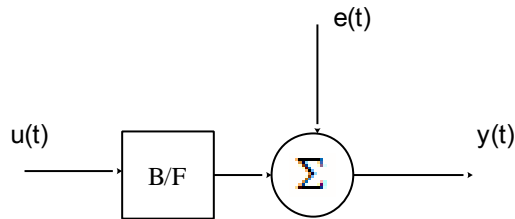


Figura 3.4. Diagrama de bloques estructura OE.

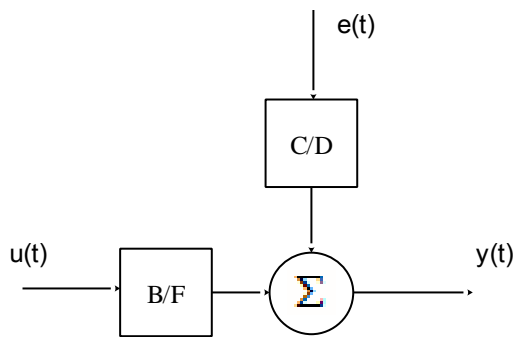


Figura 3.5. Diagrama de bloques estructura BJ.

### 3.4 Proceso de identificación

Los procedimientos para construir modelos e identificar sistemas involucran técnicas que deben tener en cuenta los siguientes aspectos (figura 3.6):

- a. Obtención de datos entrada-salida. Experimentación.
- b. Tratamiento previo de los datos registrados.
- c. Selección de la estructura del modelo. Se obtiene generalmente del conocimiento previo que se tenga del sistema y de las perturbaciones. Se escoge un conjunto de modelos candidatos dentro de un grupo de

modelos que parecen acomodarse al sistema. Tal elección es de suma importancia, y uno de los pasos más difíciles en el procedimiento de Identificación. La selección de la estructura del modelo puede dividirse en dos etapas: primero, la selección de una familia de estructuras consideradas apropiadas para describir el sistema por ejemplo estructuras de modelos lineales, redes perceptrón multicapa, redes función base radial, entre otras, y la segunda, etapa consiste en seleccionar un subconjunto de la familia de estructuras elegida. Por ejemplo en la familia de estructuras lineales puede ser una  $ARX(2,3,1)$  donde  $(2,3,1)$  significa un tiempo de retardo de un periodo de muestreo y que la salida actual depende de 2 salidas y 3 entradas anteriores.

- d. Estimación del modelo que mejor ajusta la respuesta. Resolver el problema de la estimación de parámetros (llamado entrenamiento en RNA) requiere de datos de entrada/salida del proceso, una clase de modelos y un criterio cuyo error entre la predicción y el valor observado sea el menor frente a por ejemplo una variación de tipo escalón.
- e. Validación del modelo. Una vez escogido un modelo debe probarse para determinar su comportamiento y verificar si se ajusta al sistema, o sea, qué tan válido es para nuestros propósitos. La determinación de este modelo implica llegar al modelo particular que mejor describe al sistema de acuerdo con el criterio de elección determinado. Las deficiencias en un modelo pueden deberse a varias razones:
  - El procedimiento numérico es inadecuado para escoger el mejor modelo de acuerdo con nuestro criterio.

- El criterio de elección es inadecuado.
- El conjunto de modelos no es apropiado.
- El conjunto de datos no contiene la suficiente información para guiarnos.

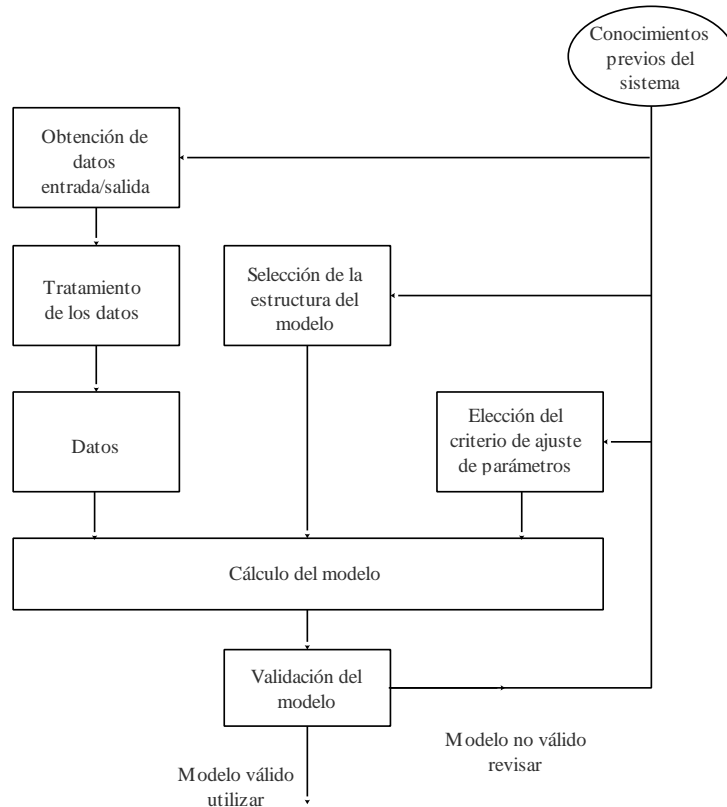


Figura 3.6. Esquema proceso de identificación.  
Fuente: Vallejo E. (1997)

### 3.5 Identificación de sistemas con RNA

En esta sección se describe como un sistema dinámico puede ser representado por una RNA *feedforward*.

### 3.5.1 Identificación basada en modelo entrada-salida

Si se considera que un sistema puede representarse por un modelo del tipo entrada-salida (figura 3.7), entonces se asume que una nueva salida del sistema puede ser obtenida a partir de las entradas y salidas pasadas del sistema. Ejemplo de ello es el modelo Narmax [13].

$$y(k) = f(y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n_y), u(k-d), u(k-d-1), \dots, u(k-d-n_u), e(k-1), e(k-2), \dots, e(k-n_e)) + e(k) \quad (3.32)$$

Donde:

$y(k)$ ,  $u(k)$  y  $e(k)$ , son la salida, entrada y secuencia de ruido en el tiempo  $k$ .

$n_y$ ,  $n_u$  y  $n_e$ , son el retraso máximo para la salida, entrada y ruido del sistema.

$d$  es algún múltiplo del periodo de muestreo y  $f(\cdot)$  es alguna función no-lineal.

Si un sistema es determinístico, invariante en el tiempo y SISO, entonces el modelo entrada-salida se convierte en:

$$y(k) = f(y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-n), u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-m)) \quad (3.33)$$

Donde:

$u(k)$ ,  $y(k)$ , representan los datos de entrada-salida en el tiempo  $k$ .

$m$  y  $n$  son el retardo máximo para la entrada y la salida respectivamente.

La ecuación 3.33 se puede representar por el esquema mostrado en la figura 3.7.

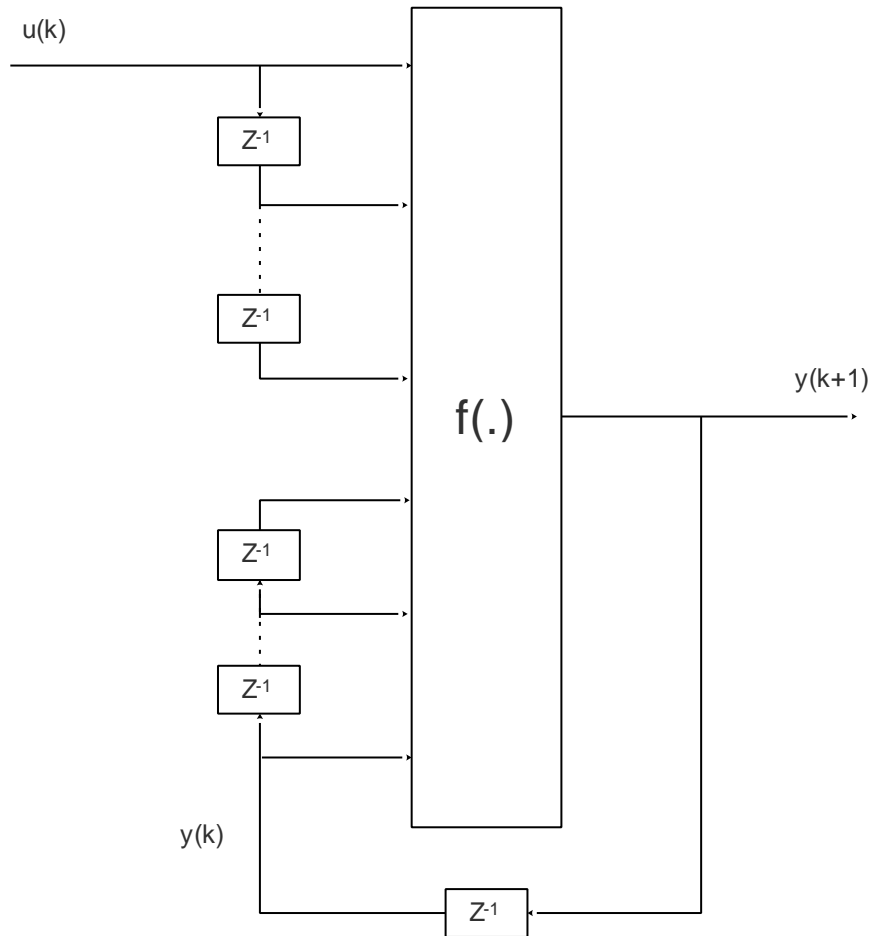


Figura 3.7. Modelo Entrada-Salida.  
Fuente: Pham y Liu. (1995)

Si  $m$  y  $n$  son dados, el objetivo es buscar la función  $f(\cdot)$  la cual no cambia para sistemas que sean invariantes en el tiempo [10]. Las estructuras de identificación pueden ser de tipo paralelo y serie-paralelo.

La estructura en paralelo, se caracteriza porque la red neuronal y el sistema reciben las mismas entradas externas, es decir las salidas del sistema no son aplicadas como entradas a la red, como se muestra en la figura 3.8.

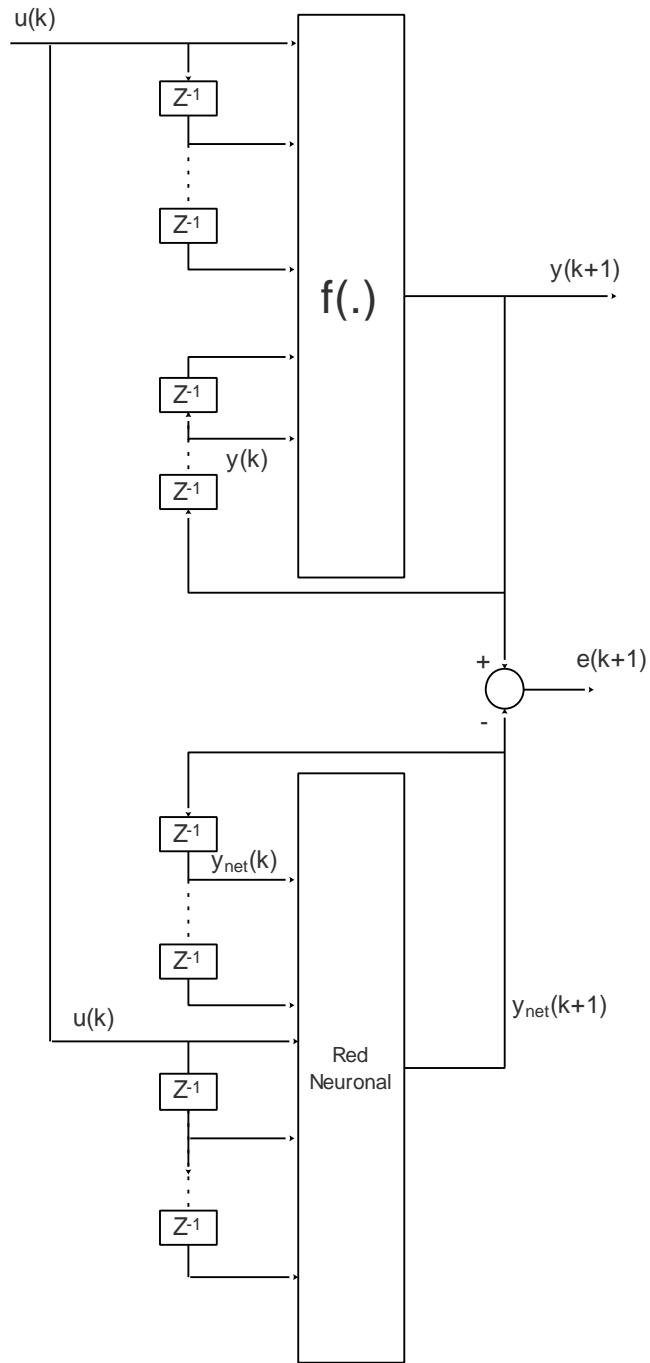


Figura 3.8. Estructura en paralelo para identificación.  
Fuente: Pham y Liu. (1995)

La estructura serie-paralelo (figura 3.9) se caracteriza porque la red neuronal y el sistema reciben las mismas entradas externas, pero además las salidas del sistema son parte de las entradas de la red, por lo que el comportamiento dinámico de la red neuronal es afectado por el sistema.

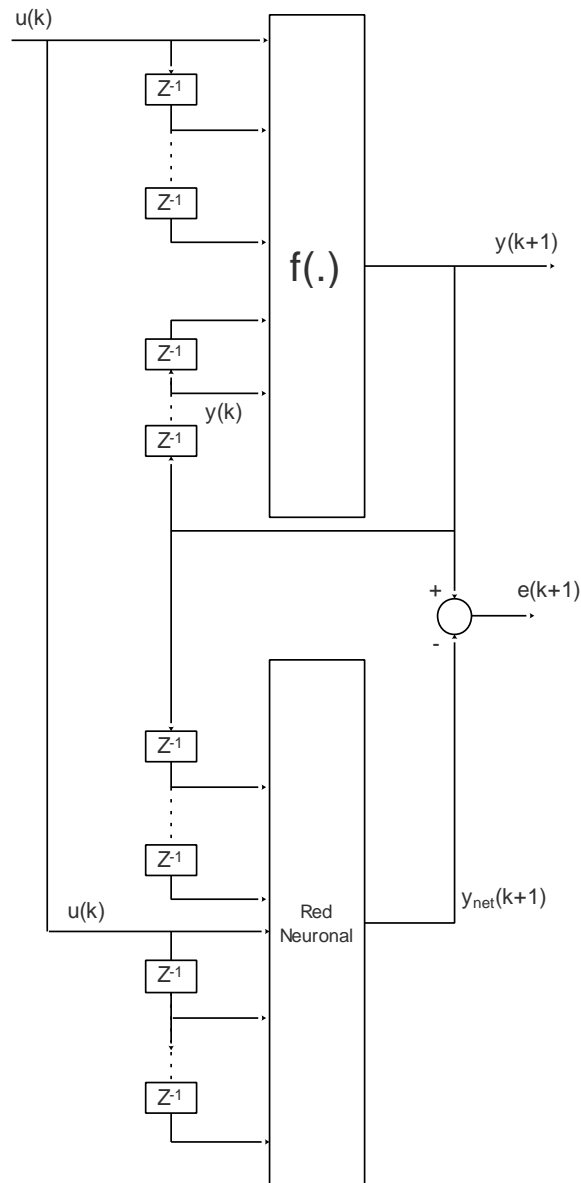


Figura 3.9. Estructura en serie-paralelo para identificación.  
Fuente: Pham y Liu. (1995)

Las redes neuronales en ambas estructuras, de identificación paralela y serie paralela, requieren  $(n + m)$  unidades de entrada y una unidad de salida.

Las redes utilizadas para identificación están compuestas de 3 capas, una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida. Es en la capa oculta donde existe variación en la función de activación dependiendo del sistema a identificar de tipo lineal o no-lineal.

Los identificadores por redes neuronales pueden ser de 3 tipos, basándose en redes del tipo perceptrón multicapa:

- Red lineal, con función de activación en la capa oculta de tipo lineal para cada EP.
- Red no-lineal, con función de activación en la capa oculta de tipo tangente hiperbólica para cada EP.
- Red híbrida, función de activación lineal para la mitad de los EP y función de activación tangente hiperbólica para la otra mitad.

### **3.5.2 Ejemplos de identificación con RNA**

Para la aplicación de este método, es necesario contar con un conjunto de datos de entrada-salida que permitan realizar el entrenamiento de la RNA, dichos datos permitirán ajustar los pesos sinápticos  $w_j$  asociados a cada EP de la red. A modo de ejemplo, se presentan dos casos de identificación correspondientes a un sistema lineal y otro no-lineal.

a) Sistema de primer orden lineal.

Considérese el sistema cuyo modelo que lo representa está dado por:

$$y(k + 1) = 0.99y(k) + 0.0099 u(k) \quad (3.34)$$

Aplicando transformada Z se obtiene la función de transferencia, dada por la relación 3.4.

$$\frac{Y(Z)}{U(Z)} = \frac{0.0099}{Z - 0.99} \quad (3.35)$$

Para la obtención de datos de entrenamiento, durante la aplicación de ruido blanco en la entrada, se puede implementar el esquema de la figura 3.10 en *Simulink* de Matlab, almacenando las muestras tomadas en los vectores de Entrada y Salida respectivamente.

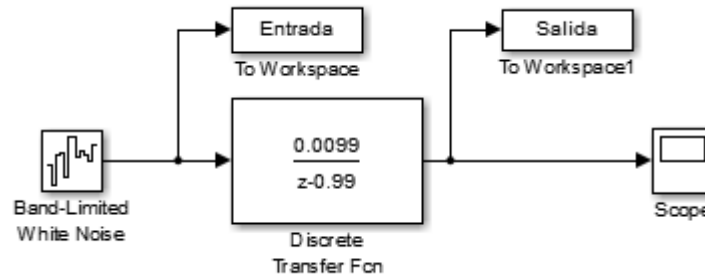


Figura 3.10. Estructura para la generación de datos Entrada-Salida.  
Fuente: Elaboración propia.

Una vez obtenidos los datos, se procede a generar la red neuronal, en este caso se trabajó con un perceptrón multicapa, con aprendizaje supervisado basado en *backpropagation*. Considerando en la capa oculta del perceptrón un total de 9 neuronas, valor que se obtiene de considerar el Teorema de Kolmogorov [14], el cual establece que deben existir  $2N+1$  neuronas en la capa oculta con  $N$  como el número de entradas, en este caso  $N=2$ , dado que se trata de un sistema de primer orden, por lo que la ecuación que representa

el sistema siguiendo el modelo Narmax, es de la forma dada por la relación 3.36.

$$y(k) = F[y(k - 1), u(k - 1)] \quad (3.36)$$

Luego del entrenamiento de la red, es posible implementar un esquema que permite la comparación de la salida del modelo del sistema versus la salida de la red recién entrenada como se muestra en la figura 3.11, obteniéndose la respuesta de la figura 3.12.

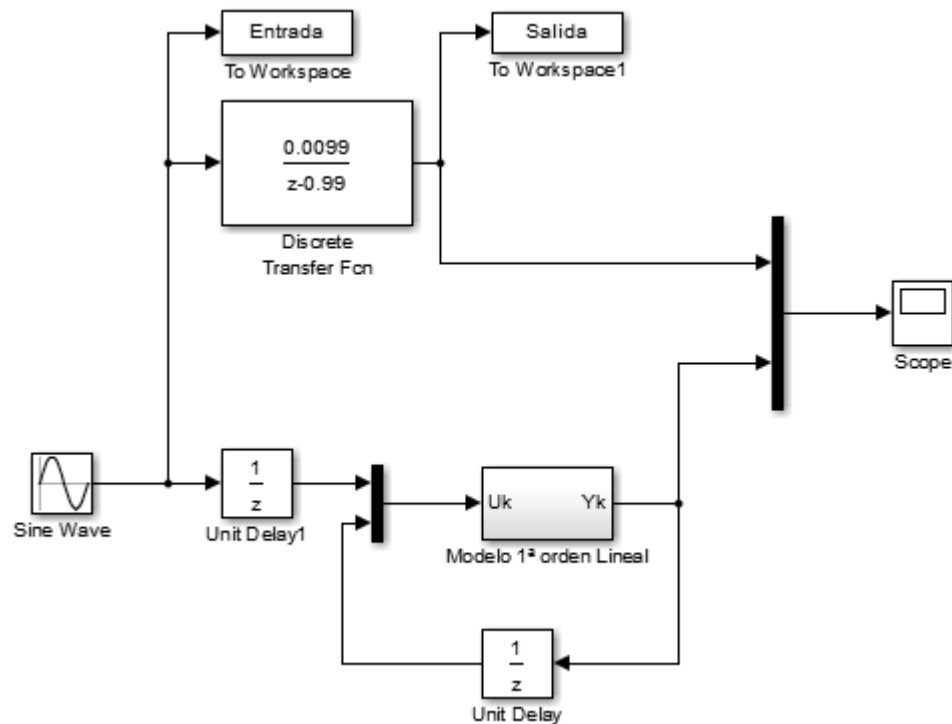


Figura 3.11. Esquema de comparación entre RNA y modelo del sistema.

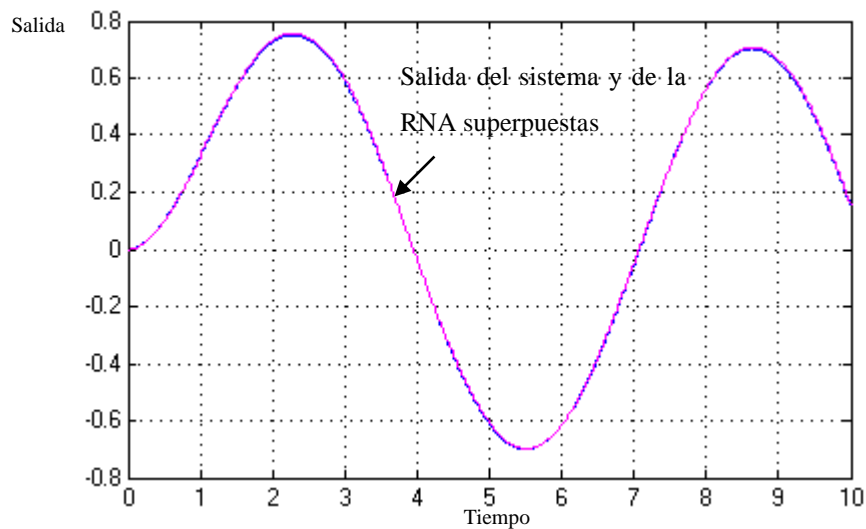


Figura 3.12. Comparación de la salida del sistema vs. Salida de la RNA.

b) Sistema de primer orden no-lineal.

Considérese el sistema cuyo modelo que lo representa está dado por:

$$y(k + 1) = \frac{y(k)}{1 + y^2(k)} + u^3(k) \quad (3.37)$$

Para la generación de datos entrada-salida, se implementa el esquema de la figura 3.13 en *Simulink* de Matlab.

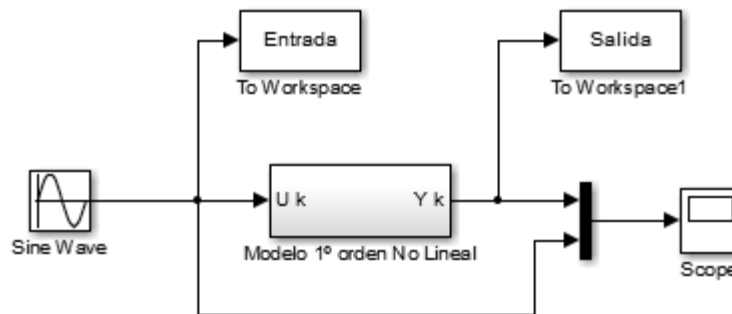


Figura 3.13. Esquema para generación de datos entrada-salida en sistema de primer orden no-lineal.

El detalle del bloque “Modelo 1° orden No-Lineal” se muestra en la figura 3.14.

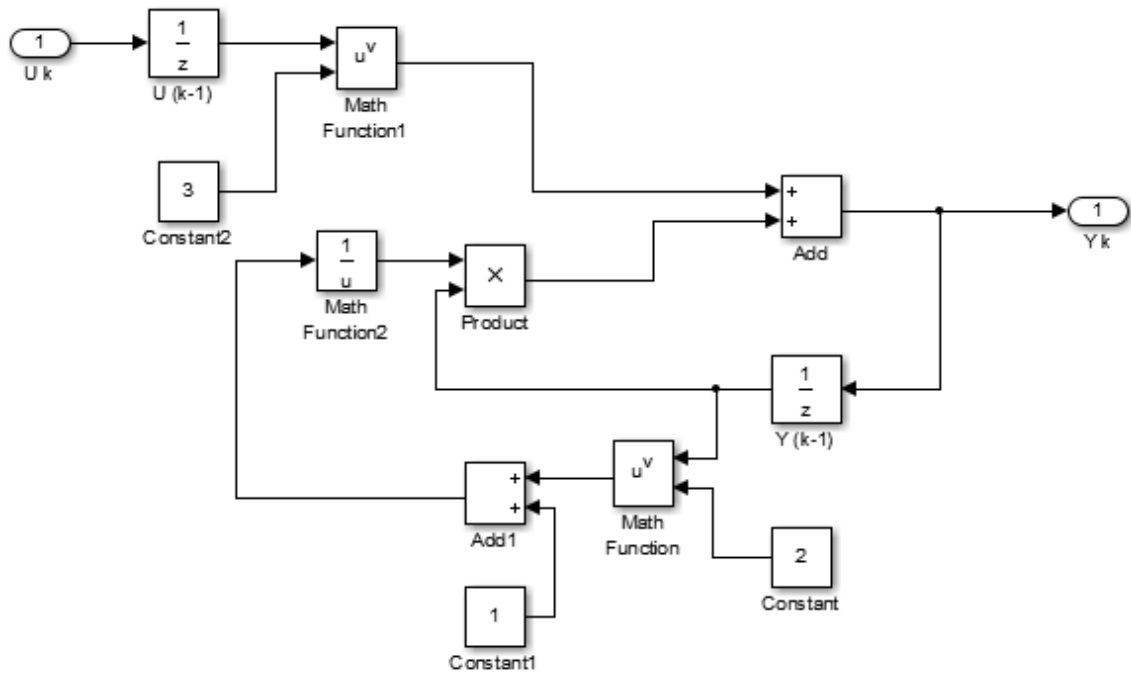


Figura 3.14. Implementación de la relación 3.6 de sistema de primer orden no-lineal.

Una vez obtenidos los datos y almacenados en los vectores Entrada y Salida, se procede a generar la red neuronal, en este caso se trabajó con un perceptrón multicapa, con entrenamiento basado en *backpropagation*. Considerando en la capa oculta del perceptrón un total de 9 neuronas, el modelo Narmax que se ha considerado es de la forma.

$$y(k) = F[y(k - 1), u(k - 1)] \quad (3.38)$$

Luego de realizar el entrenamiento de la red se procedió a verificar el comportamiento de la RNA aplicando una entrada senoidal y comparando la salida de la red con la salida del sistema, como se muestra en la figura 3.15.

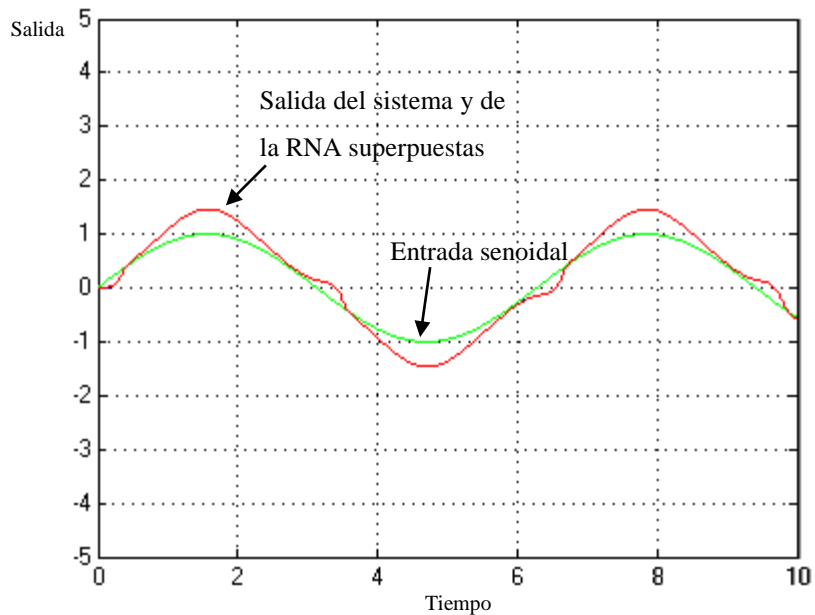


Figura 3.15. Comparación de la salida del sistema vs. salida de la RNA.

### 3.5.3 Aplicaciones de las RNA en Identificación de sistemas

En esta sección se presenta una revisión bibliográfica de algunos artículos relacionados con la aplicación de las RNA en la identificación de sistemas. Debido al número de trabajos relacionados, sólo se han considerado algunos que aportan un enfoque general o que son ampliamente referenciados por su contribución sobre el tema.

- a) Identificación y control de sistemas dinámicos usando redes neuronales [5].

En este trabajo se demuestra que las RNA pueden ser aplicadas en identificación y control de sistemas dinámicos no-lineales. Se aplica el método de retro-propagación para el ajuste de los parámetros de los modelos. Se sugieren esquemas de identificación y de control viables según resultados de simulaciones.

- b) Identificación de sistemas usando redes neuronales artificiales [15].

En este artículo, el método propuesto implica el uso de una red neural *backpropagation* para predecir la salida del sistema a una entrada dado el conocimiento de entradas y salidas pasadas. La eficacia de la identificación del modelo se prueba utilizando los datos experimentales de una estación de proceso de presión, una estación de proceso de nivel, y un proceso de depósito cónico.

- c) Identificación de sistemas no-lineales variantes en el tiempo usando redes neuronales dinámicas variantes en el tiempo [16].

En este artículo la red neuronal propuesta es de pesos variables en el tiempo, y se aplica la metodología de aprendizaje iterativo para el entrenamiento de la red. Se muestra que cuando la red neural utilizada es perfecta en aproximación, es decir, el error de aproximación es cero, el error de identificación converge a cero durante el intervalo de tiempo entero como la iteración aumenta.

- d) Identificación y modelado para sistemas dinámicos no-lineales usando redes neuronales del tipo perceptrón multicapa [17].

Este artículo muestra el uso de una técnica para la identificación y el modelado de sistemas lineales dinámicos y sistemas no lineales utilizando la dinámica de las redes neuronales del tipo perceptrón multicapa, obteniendo resultados aproximados en la identificación de sistemas no lineales.

- e) Identificación de sistemas dinámicos utilizando redes neuronales RBF [18].

Presenta un esquema de identificación basado en redes del tipo RBF entrenada on-line que modifica dinámicamente el número de nodos de la capa oculta, lo cual permite una implementación en tiempo real del identificador en el lazo de control. Se enfoca en la identificación de sistemas complejos y no-lineales.

- f) Identificación de sistemas no-lineales usando el modelo NARMAX [19].

El problema considerado en este trabajo es el modelado de sistemas discretos no lineales basados en el conjunto de datos de entrada-salida. Este es, a menudo, el único enfoque para modelar, ya que en la mayoría de los casos solo están disponibles los datos externos (es decir, entrada-salida). Este artículo también discute los aspectos prácticos de la identificación de sistemas no lineales. El modelo NARMAX proporciona una representación unificada para una amplia clase de

sistemas no lineales y tiene ventajas obvias sobre las representaciones de series funcionales como las series Volterra y Wiener. Se ha comprobado que este modelo proporciona una mejor estimación de parámetros y precisión de predicción que el modelo lineal.

g) El *toolbox* NNSYSID: un *toolbox* MATLAB para la identificación de sistema con redes neuronales [20].

Para ayudar a la identificación de sistemas dinámicos no lineales, se ha desarrollado un conjunto de herramientas para el entorno MATLAB. Las que incluyen una serie de estructuras de modelos diferentes, algoritmos de entrenamiento altamente efectivos, funciones para validar redes entrenadas y algoritmos de poda para la determinación de arquitecturas de red óptimas. El *toolbox* debe considerarse como una extensión no lineal del *toolbox* de identificación del sistema proporcionado por MathWorks.

## 4. REDES NEURONALES APLICADAS AL CONTROL

En este capítulo se presentan 4 esquemas de control basados en el uso de las RNA y adicionalmente se introduce una propuesta de esquema de control para abordar el caso de sistemas complejos.

### 4.1 Introducción

El objetivo de un sistema de control es lograr que la variable denominada controlada  $V_c$ , tenga un comportamiento pre-establecido, el cual ha sido fijado mediante la referencia o Set Point. Para lograr este objetivo, existen diversas estructuras de control, como por ejemplo: el lazo cerrado realimentado que se muestra en la figura 4.1.

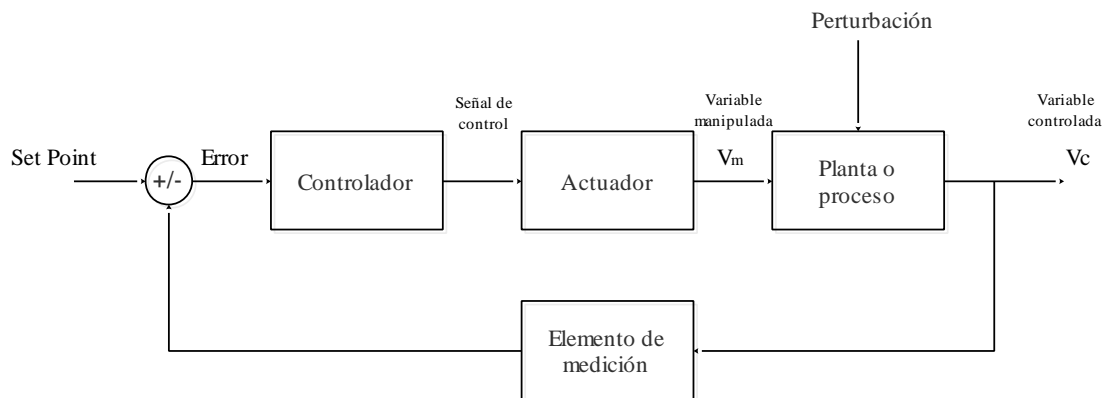


Figura 4.1. Sistema de control de lazo cerrado realimentado.  
Fuente: Elaboración propia.

El inconveniente en este tipo de sistemas de control, tradicionalmente gobernados por controladores del tipo PID, es que para al enfrentarse a sistemas complejos, es decir, con características tales como ser no-lineales, multivariantes y/o variantes en el tiempo, los controladores del tipo PID se

hacen poco efectivos. Por ello, la necesidad de contar con controladores que puedan actuar de manera más eficiente ante sistemas complejos, dentro de los cuales destacan los controladores basados en RNA, las cuales han demostrado ser aplicables tanto para la identificación, como para el control [5].

## **4.2 Esquemas de control mediante RNA**

La red neuronal multicapa de tipo *feedforward* es probablemente la más utilizada, durante su entrenamiento por lo general se aplica el método de aprendizaje supervisado, siendo las funciones de activación de las neuronas del tipo sigmoideas. La red tiene la capacidad de aproximar cualquier función (lineal o no-lineal), con cualquier grado de exactitud deseada si se cuenta con la cantidad de neuronas suficientes en la capa oculta [4], lo cual la convierte en una herramienta muy útil para aplicaciones en control. Además, se ha podido determinar que con una red multicapa cualquier aproximación es posible utilizando sólo una capa oculta de neuronas o dos capas de pesos [4].

A continuación, se presentan cuatro esquemas de control comúnmente utilizados, basados en el uso de RNA. Las estructuras de control se pueden clasificar en directas o indirectas. En la estructura directa se busca minimizar la diferencia entre la salida deseada y la salida real del proceso, mientras que en las estructuras indirectas las RNA se utilizan para encontrar el modelo del sistema y su inversa, siendo el objetivo, en este caso, minimizar el error en la identificación.



$$y(t + 1) = g[y(t), \dots, y(t - n + 1), u(t), \dots, u(t - m)] \quad (4.1)$$

La red deseada es la que aísla la entrada de control más reciente,  $u(t)$ .

$$\hat{u}(t) = \hat{g}^{-1}[y(t + 1), y(t), \dots, y(t - n + 1), u(t), \dots, u(t - m)] \quad (4.2)$$

Suponiendo que se haya logrado obtener la red, ésta puede ser utilizada para controlar el sistema si se sustituye la salida en  $t + 1$  por la salida deseada, es decir por la referencia  $r(t + 1)$  (figura 4.3). Si la RNA corresponde al inverso exacto del modelo, la entrada de control producida por ella impulsará la salida del sistema en el tiempo  $t + 1$ , o sea  $r(t + 1)$  [9]. A modo de ejemplo, se presenta el control directo por modelo inverso de un sistema de primer orden.

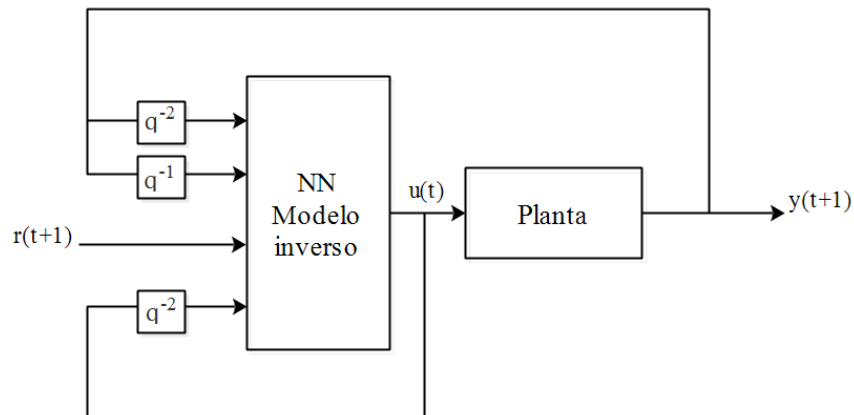


Figura 4.3. Control por modelo inverso para sistema de primer orden.  
Fuente: Elaboración propia.

El control neuronal por modelo inverso tiene dos tendencias, la primera se conoce como entrenamiento general el cual se caracteriza por entrenar la RNA con datos obtenidos con anterioridad para obtener el modelo inverso de

la planta (off-line) para minimizar el error cuadrático medio entre una señal de control aplicada al sistema en un experimento inicial y la señal de control producida por la red neuronal. La figura 4.4 presenta el esquema general de control por modelo inverso.

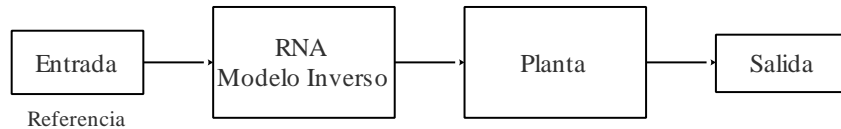


Figura 4.4. Esquema del modelo inverso.

Fuente: Elaboración propia.

La segunda se conoce como entrenamiento especializado, el cual es un esquema de control adaptativo donde el objetivo es minimizar el error entre la salida de la planta ( $y(k)$ ) y la salida del modelo de referencia ( $y_m(k)$ ) (entrenamiento on-line) [20], en este caso es otra RNA que sea el modelo directo de la planta. La figura 4.5 muestra la estructura para entrenamiento del modelo inverso método especializado.

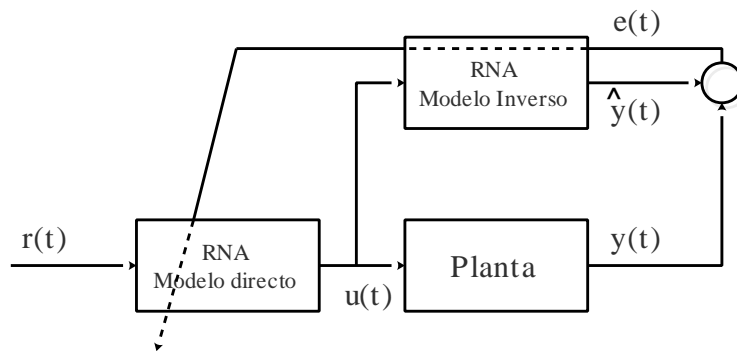


Figura 4.5. Estructura para entrenamiento del modelo inverso método especializado.

Fuente: Elaboración propia.

A continuación se presenta un procedimiento general para entrenamiento de modelo inverso.

1. Realizar un experimento para generar un conjunto de datos entrada-salida.
2. Se identifica un modelo del sistema (modelo directo).
3. Inicializar el modelo inverso con entrenamiento general. Utilice, por ejemplo, el método Levenberg-Marquardt.
4. Continúe con el entrenamiento especializado "fuera de línea" utilizando el modelo del sistema en lugar del sistema real. Aplique un algoritmo recursivo de Gauss-Newton olvidando la convergencia rápida, pero tenga cuidado con la "explosión de covarianza".
5. Concluya la sesión de entrenamiento en línea especializada. Termine el algoritmo de entrenamiento cuando se haya logrado un comportamiento aceptable de seguimiento del modelo.

Las principales características del control inverso directo se resumen brevemente a continuación [4].

Ventajas:

- Es intuitivo y simple de implementar
- Con entrenamiento especializado, el controlador puede optimizarse para una trayectoria de referencia específica.
- Es (en principio) sencillo aplicar entrenamiento especializado en sistemas que varían en el tiempo.

Desventajas:

- No funciona para sistemas con un inverso inestable, que desafortunadamente a menudo ocurre cuando se usa una frecuencia de muestreo alta.
- Problemas para los sistemas que no sean uno a uno, es decir que no exista un modelo inverso único, donde pueda ocurrir que puede ocurrir para dos entradas de control diferentes se produzca una misma salida (entrenamiento generalizado de los modelos inversos).
- Problemas con modelos inversos que no están bien amortiguados (los modelos linealizados locales tendrán ceros cerca del círculo unitario).
- Falta de opciones de ajuste.
- Generalmente se espera que muestre una alta sensibilidad a las perturbaciones y al ruido.

#### **4.2.2 Control por modelo inverso, lazo cerrado con PID**

En este esquema de control se requiere que la RNA represente al modelo inverso de la planta lo más fielmente posible dentro del rango de trabajo. Se debe considerar que las RNA presentan un comportamiento adecuado sólo dentro del intervalo de valores utilizados durante su entrenamiento, para valores fuera de este intervalo no se asegura la efectividad de su respuesta. El efecto logrado al poner en cascada la planta y su modelo inverso es que el controlador visualiza al sistema como una única función más simple. El esquema señalado se observa en el de la figura 4.6.

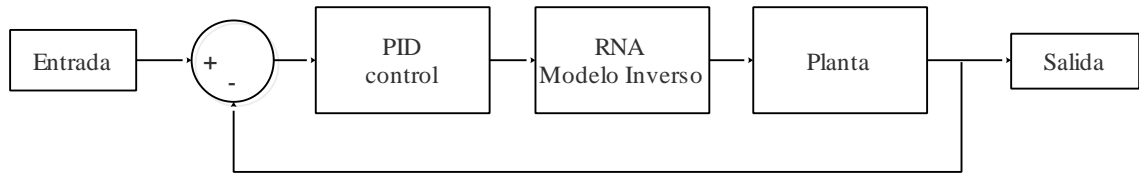


Figura 4.6. Modelo inverso en el lazo de control.

### 4.2.3 Control directo sin uso de modelo

En este esquema, los parámetros de la red que efectúa el control son ajustados de acuerdo al gradiente de una función de costos definida en término de los errores de salida. Este esquema puede ser aplicado inclusive si el modelo del sistema es no invertible. La RNA de control se entrena on-line e incluye el cálculo de las derivadas de los errores de las salidas [4]. La figura 4.7 muestra el esquema señalado.

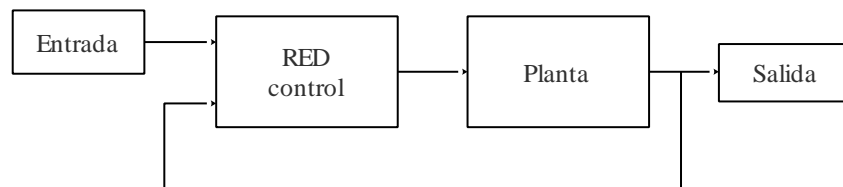


Figura 4.7. Esquema directo sin uso de modelo.

### 4.2.4 Control directo con uso de modelo

Los parámetros de la red que efectúa el control (RED 1) son ajustados de igual forma que en el esquema anterior, es decir, de acuerdo al gradiente de una función de costos definida en término de los errores de salida. Las derivadas de los errores de las salidas con respecto a las señales de control son calculadas vía retropropagación de los errores a través del modelo neuronal del proceso (RED 2) [4]. La RED 2 corresponde al modelo directo

de la planta con una RNA que se puede entrenar on-line u off-line. La figura 4.8 muestra el esquema señalado.

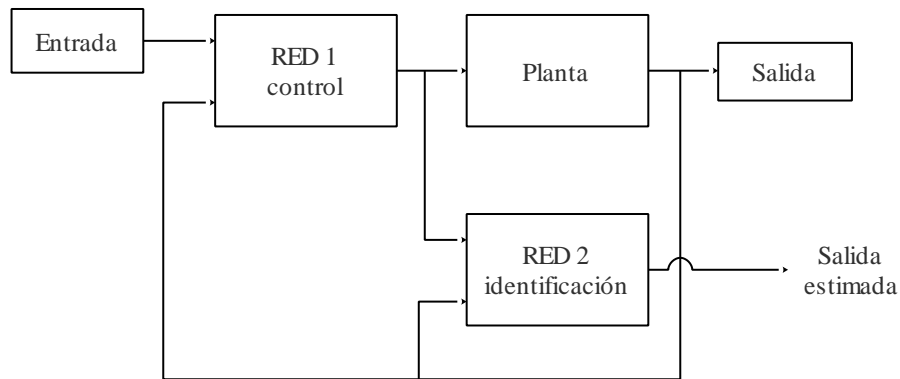


Figura 4.8. Esquema directo con uso de modelo.

#### 4.2.5 Control de sistemas complejos con RNA

La búsqueda de alternativas viables para el control de sistemas complejos, es decir, no-lineales, multivariables y variantes en el tiempo, es una tarea difícil. En la bibliografía se pueden encontrar diversas propuestas para enfrentar esta problemática, sin embargo, el proponer nuevas alternativas es una opción válida y que probablemente se ajuste más adecuadamente a la problemática que se busca resolver.

El control predictivo basado en modelo o Model Predictive Control (MPC) (figura 4.9) es una estrategia de optimización que hace uso de un modelo del proceso para predecir el efecto de la acción de control sobre una planta [22].

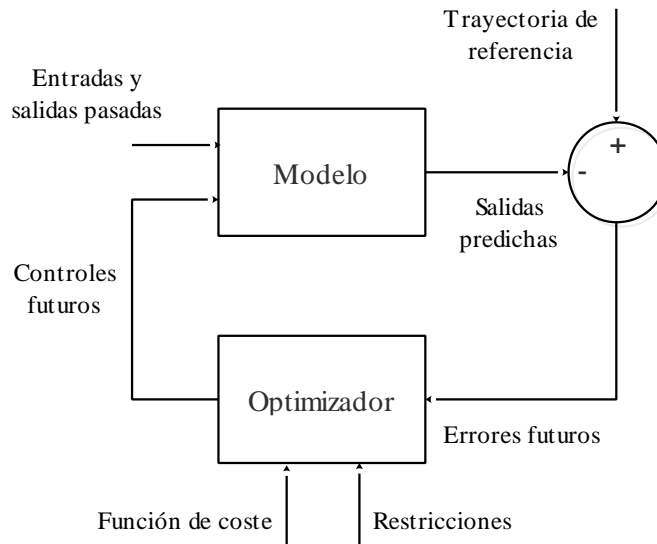


Figura 4.9. Esquema básico del MPC.

Por su parte, podemos definir el control adaptativo como un tipo especial de control no lineal en el que el estado del proceso puede ser separado en dos escalas de tiempo que evolucionan a diferente velocidad.

Una escala lenta que corresponde a los cambios de los parámetros, y por consiguiente, a la velocidad con la cual los parámetros del regulador son modificados, y una escala rápida que corresponde a la dinámica del lazo ordinario de realimentación [23]. La figura 4.10 presenta el esquema básico de control adaptativo, el cual se compone de un lazo principal de realimentación negativa, que actúa al igual que en los sistemas convencionales y otro lazo que mide un cierto índice de funcionamiento, que se compara con el índice deseado y se procesa el error en un mecanismo de adaptación que ajusta los parámetros del controlador y en algunos casos actúa directamente sobre la señal de control.

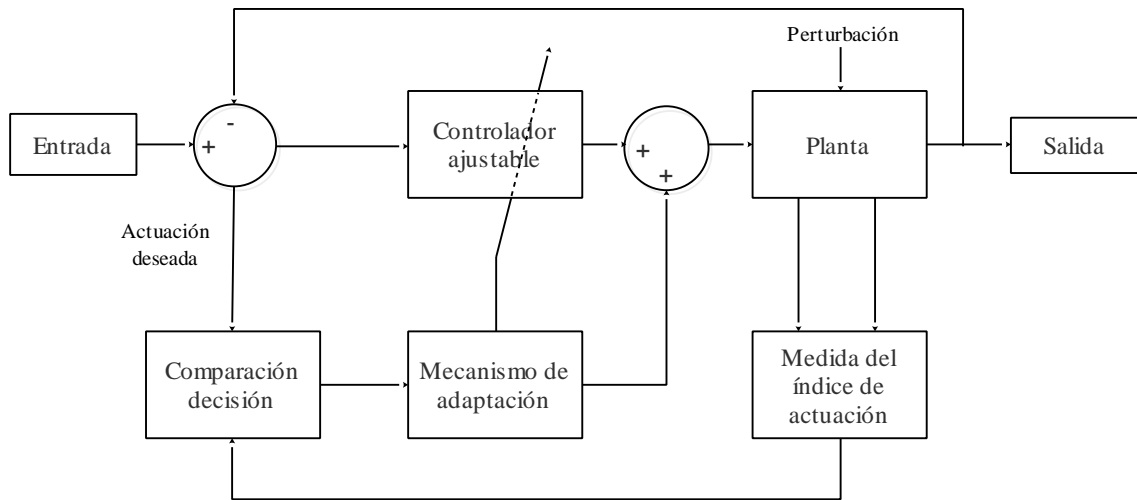


Figura 4.10. Esquema básico del control adaptativo.  
Fuente: Elaboración propia.

La necesidad de la búsqueda de alternativas de control para sistemas complejos, se fundamenta en que uno de los propósitos a alcanzar con este trabajo es la implementación de una planta que posea características complejas como el ser no-lineal y multivariable. En este contexto, en el trabajo desarrollado en [24], se presenta el diseño e implementación de un sistema de control predictivo/ adaptativo, utilizando técnicas de ingeniería neuronal para controlar un sistema MIMO no lineal con el objeto de controlar, en una etapa posterior, la temperatura y el nivel en una planta no lineal de tipo cónica. Preliminarmente, se ensayaron estructuras de control convencional lo que hizo surgir la necesidad de probar estructuras de control inteligente que permitan cumplir, de manera más eficaz, con los objetivos de control. El proceso se inicia con la experimentación de diferentes estructuras de control neuronal, para luego escalar hacia un sistema de control neuronal predictivo/adaptativo. Los resultados logrados a nivel de simulación, a través de ensayos con el diseño propuesto sobre modelos matemáticos de sistemas

MIMO no lineales, son satisfactorios y cumplen los objetivos de control establecidos.

## **5. SISTEMA DE CONTROL DE NIVEL EN ESTANQUE CONICO, REVISIÓN DE TRABAJOS RELACIONADOS**

En la industria, el control de procesos no lineales es una tarea desafiante y difícil debido a su comportamiento, a los retardos y a la variación de tiempo entre las entradas y salidas del sistema. El sistema de estanque cónico es uno de esos procesos no lineales que se usa ampliamente en las industrias de procesos tales como petroquímicas, industrias de procesos alimentarios e industrias de tratamiento de aguas residuales, fundamentalmente debido a su forma no lineal y al fácil flujo de líquido a través de su área de sección transversal cambiante [25].

Los controladores PID convencionales son de estructura simple y robusta, por lo que son preferidos en la industria, sin embargo, su efectividad queda condicionada a la linealidad del sistema o a su linealización por partes, dado que como el estanque cónico es inherentemente no lineal, se vuelve difícil modelar la ecuación lineal de la planta.

Muchas investigaciones se han llevado a cabo basadas en el control de nivel de un estanque cónico. En este capítulo, se hace una breve revisión de algunos trabajos encontrados en la bibliografía, que abordan este tema.

- a) Control por modelo inverso de un proceso no-lineal basado en redes neuronales artificiales [25].

El control del nivel de líquido en el estanque cónico es una tarea compleja y complicada debido a su área de sección transversal que cambia constantemente. Por lo tanto, se propone el uso de un controlador basado en redes neuronales artificiales para control directo por modelo inverso. Los resultados de la simulación muestran que el control inverso directo realiza un buen comportamiento dinámico de un sistema de estanque cónico.

- b) Control de nivel basado en redes neuronales en un sistema de interacción cónica de dos estanques [26].

En un sistema de dos estanques cónicos interactuando es difícil controlar el nivel en ambos tanques con un controlador PID, ya que sólo se puede utilizar en los sistemas lineales. La no linealidad del sistema se puede controlar por trozos de linealización de la curva de respuesta de entrada-salida de proceso y dividiendo la curva en varias regiones. Controladores PID suelen ser diseñados para cada región linealizada, sin embargo, para superar este problema, en este trabajo, se han diseñado controladores basados en redes neuronales.

- c) Controlador neuro centralizado para sistemas de nivel de dos estanques cónicos que interactúan [27].

La implementación de algoritmos de control para sistemas MIMO a menudo se complica debido a las variaciones en la dinámica de los

procesos que se producen debido a cambios en el punto de funcionamiento y las características de acoplamiento dinámico no lineal. Estos cambios a menudo hacen que el rendimiento de los controladores PID sea insatisfactoria. En el artículo se presenta el control de un sistema no lineal de dos estanques cónicos interactuando en nivel con un controlador neuronal centralizado. Los resultados de simulación muestran que el Neuro controlador centralizado realiza un buen comportamiento dinámico, un nivel perfecto de seguimiento con menor rebasamiento, menor tiempo de estabilización, la interacción reducida y buen rechazo de perturbaciones de carga externos.

- d) Control adaptativo y óptimo de un proceso no lineal utilizando controladores inteligentes [28].

En el artículo se presenta un control de tiempo-óptimo para cambios en el set point y un control adaptativo para variaciones en los parámetros del proceso, usando redes neuronales para un sistema no lineal de estanque cónico.

- e) Modelado y diseño de controlador para un proceso de estanque cónico utilizando redes neuronales de función base radial [29].

El artículo aborda el diseño eficiente de un controlador para el proceso no lineal en estudio. En primer lugar, el estanque cónico se dividió en diferentes zonas operativas, luego se identificó el modelo del proceso de primer orden aproximado (FOPDT) para cada región. Posteriormente, se encontró un modelo de red neuronal basado en la

función de base radial (NNRBF) del modelo FOPDT. A continuación, para la red identificada, se propuso un controlador predictivo (NMPC) utilizando NNRBF. Luego, los índices de rendimiento y las especificaciones de dominio de tiempo del controlador propuesto se compararon con el controlador PI de síntesis directa convencional (DSPI) y el controlador de modelo interno (SIMC). Finalmente, el resultado mostró que el controlador predictivo propuesto es más efectivo y robusto en comparación con los otros controladores.

- f) Implementación de esquema de control basado en redes neuronales en sistema de nivel de tanque cónico de referencia [30]

En este trabajo se propone una técnica de diseño de controlador elegante que explota la estrategia de control adaptativo basada en redes neuronales. Se ha aplicado un algoritmo de filtro Kalman extendido para ajustar los parámetros del controlador, que en realidad son los pesos de la red neuronal. Por otra parte, se considera un estudio de caso sobre el control del nivel del agua de un estanque cónico para demostrar la aplicación y la utilidad del esquema de control propuesto. A partir de los resultados de la simulación, se observa que el esquema de control adaptativo de la red neuronal propuesto garantiza un servo satisfactorio (es decir, el seguimiento del punto de ajuste) y el desempeño regulatorio del proceso no lineal.

Los artículos aquí presentados corresponden a una selección respecto del total que fueron revisados, se encontraron una gran variedad de ellos,

principalmente relacionados a la implementación de controladores tradicionales del tipo PI o PID, linealizando el sistema por regiones. Se ha procurado presentar aquellos trabajos relacionados con la utilización de redes neuronales artificiales, sin embargo, no todos los sistemas de control presentados tienen validación mediante su aplicación en una planta real, limitándose sólo al análisis de su comportamiento en simulación, quedando la incertidumbre de cómo sería su comportamiento en una planta real donde suelen intervenir, en ocasiones, variables no consideradas que afectan al comportamiento del controlador implementado.

## **6. APLICACIÓN DE LAS RNA A UN SISTEMA DE CONTROL DE NIVEL EN ESTANQUE CÓNICO**

En este capítulo se presenta el sistema de control de nivel de líquido no-lineal implementado, en primer lugar se presenta una descripción del hardware y software utilizado, así como también las pruebas de campo realizadas durante la puesta en marcha, posteriormente se presenta la identificación del modelo de la planta mediante RNA y se finaliza con el ensayo de una arquitectura de control basada en el uso de las RNA.

### **6.1 Introducción**

A nivel industrial, el control de nivel del líquido en uno o más estanques es un problema básico en los procesos. Probablemente el líquido deberá ser enviado a otros estanques para su mezcla y elaboración del producto final, sin embargo, el nivel deberá ser controlado para asegurar el correcto funcionamiento del proceso. Algunas industrias donde el nivel de líquido es primordial, incluyen a las petroquímicas, papeleras, de tratamiento de agua, entre otras. Un nivel excesivo puede afectar el equilibrio de una reacción, dañar un equipo o provocar un derrame de material. Por el contrario, si el nivel es muy bajo, puede afectar la operación secuencial del proceso. Por lo anterior, el control del nivel de líquido es una tarea importante y común en los procesos industriales.

Por su parte, los estanques cónicos tienen amplia aplicación en la industria hidrometalúrgica, industria de alimentos e industria de tratamiento de aguas

residuales. Su forma cónica contribuye a la eliminación de los sólidos, además proporciona un drenaje completo, especialmente para líquidos viscosos. La no linealidad y el cambio constante de la sección transversal del estanque cónico presentan un problema desafiante para resolver. La teoría del control clásico provee controladores lineales adecuados cuando se trata de procesos lineales, sin embargo, los parámetros de control deben ser ajustados continuamente si se trata de un proceso no-lineal y multivariables, es decir, un proceso complejo. En algunos casos, se suele representar un proceso no-lineal como uno de tipo lineal alrededor de un punto de operación deseado.

## 6.2 Modelado matemático de la planta

En un estanque cónico como el mostrado en la figura 6.1, el propósito es mantener constante el nivel de llenado  $h$ , el cual puede variar dependiendo de las necesidades del proceso, para alcanzar el propósito se puede controlar el flujo de entrada  $F_{in}$ . Luego, aplicando la ley de conservación de la masa.

$$F_{in} - F_{out} = A(h) \frac{dh}{dt} \quad (6.1)$$

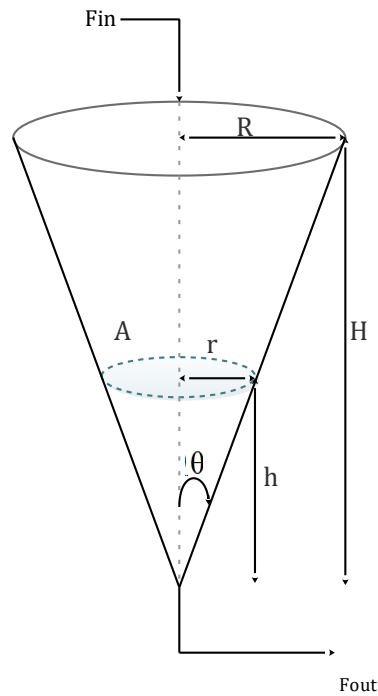


Figura 6.1. Planta de estanque cónico simplificado para modelamiento matemático.

Donde  $F_{in}$  es la razón de flujo de entrada al estanque en L/min,  $F_{out}$  es la razón de flujo de salida del estanque en L/min,  $R$  es el radio superior del estanque en cm,  $H$  es la altura del estanque en cm y  $r$  es el radio a una altura  $h$  en cm.  $A$  es el área de la sección transversal del estanque, que va cambiando con la altura  $h$ .

De la figura 6.1, se puede observar que:

$$\text{tg } \theta = \frac{R}{H} = \frac{r}{h} \quad (6.2)$$

$$A(h) = \pi r^2 = \pi \frac{R^2 h^2}{H^2} \quad (6.3)$$

Además, se sabe que a partir de la ley de Torricelli para la velocidad de un fluido a través de un orificio en el fondo del estanque, se puede establecer que el volumen del caudal de salida está dado por:

$$F_{\text{out}} = b\sqrt{h} \quad (6.4)$$

Donde  $b$  se conoce como el *coeficiente de descarga*.

$$b = A_o \sqrt{2g} \quad (6.5)$$

En la ecuación 6.5,  $A_o$  es el área transversal del orificio de salida en el fondo del estanque y  $g$  es la aceleración de gravedad [9] [31].

Por lo tanto al reemplazar las ecuaciones 6.2 y 6.3 en la 6.1, se obtiene:

$$\frac{dh}{dt} = \frac{F_{\text{in}} - b\sqrt{h}}{\pi \frac{R^2 h^2}{H^2}} \quad (6.6)$$

O bien,

$$\frac{dh}{dt} = \frac{1}{\pi t g^2 \theta} F_{\text{in}} h^{-2} - b \frac{1}{\pi t g^2 \theta} h^{-3/2} \quad (6.7)$$

En el modelo dado por la ecuación 6.7 se observan 2 no-linealidades ( $F_{\text{in}} h^{-2}$  y  $h^{-3/2}$ ), lo que demuestra que la planta basada en un estanque cónico es de tipo no-lineal.

La función de transferencia de la planta se obtiene al tomar la diferenciación parcial de la ecuación linealizada y su correspondiente transformada Laplace.

$$G_p(s) = \frac{h(s)}{F_{in}(s)} = \frac{k}{\tau s + 1} \quad (6.8)$$

Donde:

$$\tau = \frac{2A\sqrt{h}}{b} \quad (6.9)$$

$$k = \frac{2\sqrt{h}}{b} \quad (6.10)$$

Cabe mencionar, que el modelo encontrado a través de la ecuación 6.8 será válido únicamente para un punto de operación pre-establecido situado en la altura de llenado  $h$ .

### **6.3 Diseño e implementación de la planta de estanque cónico**

En esta sección se presenta la planta implementada para el control de nivel en un estanque cónico.

#### **6.3.1 Justificación de la planta**

Debido a que se desea contar con una planta de tipo no-lineal que permita ensayar la efectividad de controladores basados en RNA, se ha optado por la utilización de un estanque de tipo cónico, donde en una primera etapa se ha implementado, el control del nivel de llenado, para lo cual se han requerido elementos como tuberías, válvulas, fittings, sensores, actuadores y equipos de control, entre otros. En su mayoría son elementos de alta disponibilidad en el mercado y de bajo costo, sin embargo, estos pueden aumentar

dependiendo de las funciones que se deseen adicionar al sistema o de la velocidad de respuesta de actuadores, exactitud y precisión que se deseen alcanzar, por ejemplo, pensando en trabajos futuros y como parte fundamental de una segunda etapa, se han incorporado los elementos necesarios para el control de temperatura del líquido acumulado, así como el control de flujo, lo cual nos permite contar con un sistema no tan sólo de tipo no-lineal, sino que además de tipo multivariables.

### **6.3.2 Diseño de la planta**

La planta de estanque cónico de la figura 6.2 fue diseñada considerando, a futuro, poder realizar diversas configuraciones de control (no tan sólo control de nivel), las cuales pueden ir implementándose por etapas.

#### a) Etapa 1: Lazo control de nivel.

El lazo de control nº1, constituye el lazo principal de control dado que sobre éste se basa el presente trabajo. El propósito es lograr controlar el nivel de llenado del estanque acumulador TK-2 (cónico), para lo cual se ha incorporado una válvula proporcional que regula el flujo de entrada, una válvula manual que permite ajustar el flujo de salida y un sensor de nivel que permite monitorear la altura de llenado del estanque.

Para la tarea de control se ha incorporado una tarjeta de adquisición de datos conectada a un PC con el software Matlab.

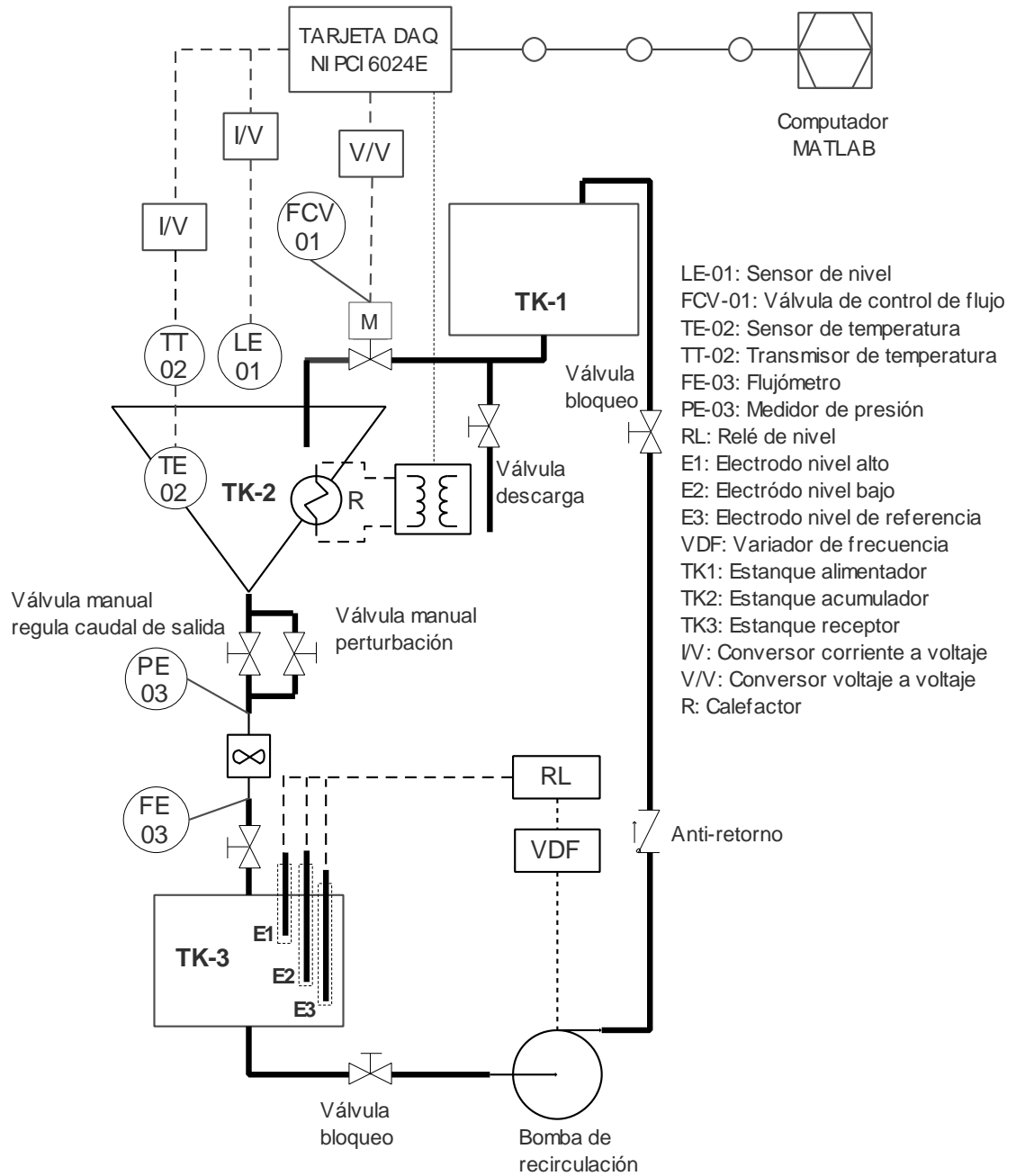


Figura 6.2. Esquema planta de estanque cónico.

b) Etapa 2: Lazo control de temperatura.

Con la finalidad de contar con una planta compleja, es decir, que cuente con características como ser no-lineal y multivariable, se ha considerado para trabajos futuros, la posibilidad de controlar la temperatura del líquido acumulado. Para ello se ha incorporado en el hardware del sistema implementado, un calefactor que permita elevar la temperatura del líquido, un sensor y un transmisor de temperatura, todos identificados como pertenecientes al lazo de control n°2.

c) Etapa 3: Lazo control de flujo.

En una tercera etapa se propone la incorporación del lazo n°3 de control de flujo, a través de la línea de descarga que va desde el TK2 al TK3, para ello se ha incorporado un flujómetro y un sensor de presión, lo cual constituye parcialmente el hardware requerido, se hace necesario incorporar un segundo sensor de presión ubicado antes de la válvula manual, para poder medir la presión diferencial provocada por la restricción que pone la válvula al flujo y además se requiere reemplazar la válvula manual por una válvula proporcional que permita efectivamente regular el flujo de salida en forma automática.

Para la implementación del sistema se ha considerado un diseño basado en una estructura compuesta por 5 módulos, en forma de cubos, que permiten montar y desmontar de forma sencilla el sistema (figuras 6.3 y 6.4).

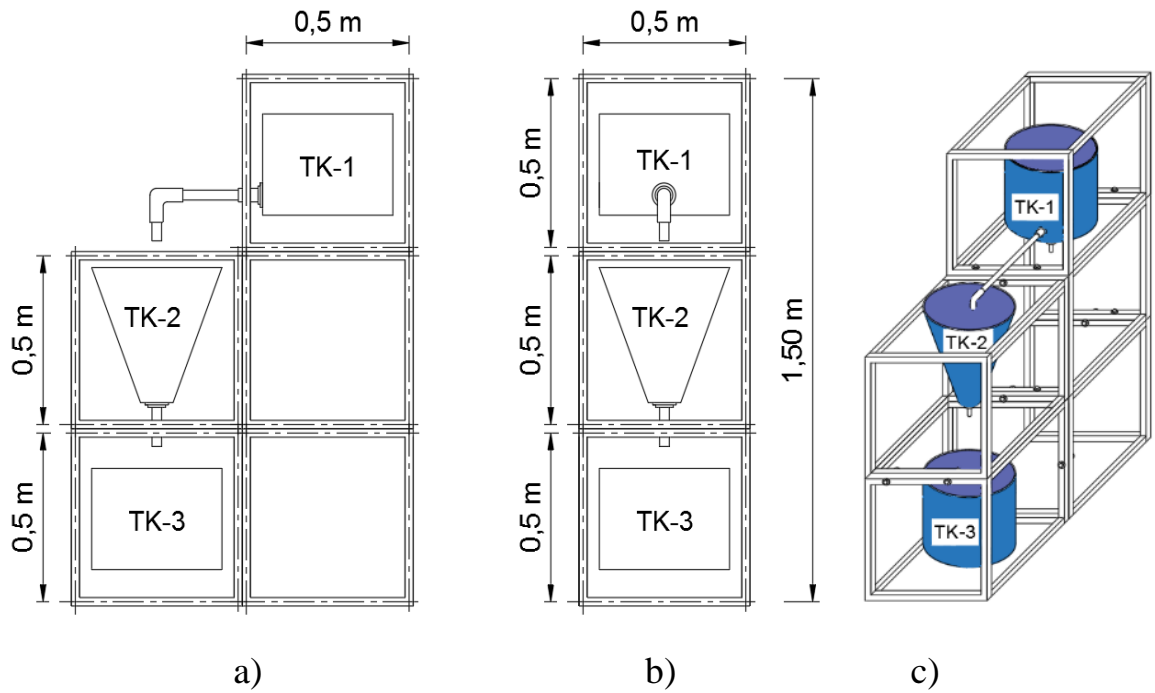


Figura 6.3. Dimensiones estructurales, planta de estanque cónico.  
 a) Vista lateral derecha b) Vista frontal c) Vista isométrica

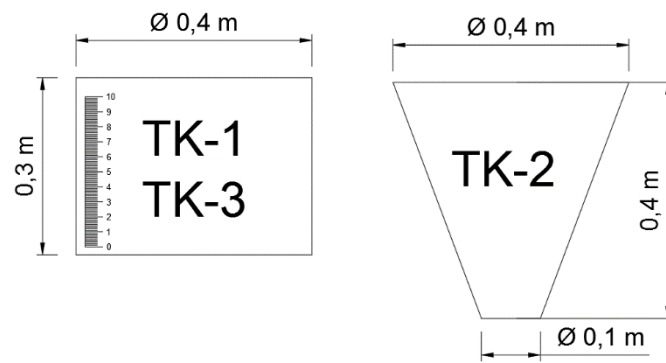


Figura 6.4. Dimensiones de estanques, cilíndricos y cónico

La figura 6.7 muestra una imagen referencial de la planta para control de nivel en estanque cónico implementada.

### 6.3.3 Implementación de la planta

En la implementación del sistema modular se utilizó perfil de 20 mm en toda su estructura, por otra parte, los estanques cilíndricos y cónico se construyeron con hojalata de 0.2 mm de espesor, los cuales para evitar su oxidación al contacto con el agua fueron recubiertos con fibra de vidrio en su interior. Las figuras 6.5 y 6.6 muestran evidencia del proceso de implementación del sistema.



Figura 6.5. Armado de estructura modular para montaje de estanques.



Figura 6.6. Revestimiento en fibra de vidrio de estanques cilíndricos y estanque cónico.

La figura 6.7 muestra la planta diseñada con las etapas 1 y 2 implementadas íntegramente incluida la instrumentación necesaria para el control de nivel que es el propósito de este trabajo y el control de temperatura para trabajos futuros. La etapa 3 para control de flujo se ha implementado parcialmente faltando incorporar la instrumentación señalada en la sección anterior.



Figura 6.7. Planta de estanque cónico implementado.

A continuación se describen los equipos instalados en la planta implementada, organizados de acuerdo a las etapas de implementación.

a) Etapa 1: Lazo control de nivel.

a.1. Sensor ultrasónico:

El propósito de este dispositivo (figura 6.8) es medir de forma continua el nivel de llenado del estanque, devolviendo en su salida una señal estandarizada de 4 a 20 mA de c.c., donde 4 mA representa el nivel de llenado mínimo y 20 mA el nivel de llenado máximo del estanque. Para mayor información sobre las indicaciones de montaje y configuración del sensor ultrasónico, consultar el anexo A.



Figura 6.8. Sensor de nivel ultrasónico Dinel ULM – 53N-02-I.  
Fuente: Elaboración propia.

El sensor ultrasónico utilizado es de la marca Dinel, modelo ULM – 53N-02-I, con altura máxima de medición de 2 m. y zona muerta de 0,30 m. La calibración realizada se indica en la tabla 6.1.

Tabla 6.1. Calibración señal de salida del sensor ultrasónico.

Nivel de llenado	Altura cm.	Salida sensor mA
mínimo	15	4
máximo	35	20

a.2. Conversor de corriente a voltaje (I/V):

El conversor de corriente a voltaje es el dispositivo encargado de convertir la señal de 4 a 20 mA que entrega el sensor ultrasónico, a su equivalente proporcional de voltaje estandarizado de 0 a 5Vdc, esta conversión se hace necesaria debido a que la medida del nivel de llenado debe ingresar a través de una tarjeta de adquisición de datos al computador donde se ejecuta el controlador. Esta etapa es fundamental debido a que de lo contrario la tarjeta de adquisición puede sufrir un daño irreparable.

Tabla 6.2. Calibración para conversión de señal I/V.

Nivel de la señal	Corriente entrada mA de c.c.	Voltaje salida Vdc.
Mínima	4	0
Máxima	20	5

El acondicionador de señal utilizado es el modelo FC-33 *DC Selectable Signal Conditioner* de Automation Direct, mostrado en la figura 6.9. El aparato posee, entrada aislada de corriente o voltaje, y salida de corriente o voltaje. Para su funcionamiento requiere un voltaje de alimentación de 24 Vdc, además es montable en riel DIN de 35 mm o en panel e incorpora enchufes de terminales de tornillo removibles. La tabla 6.3 muestra las configuraciones disponibles para las señales de entrada y de salida del acondicionador de señal FC-33,

mediante el ajuste de las posiciones de un DIP Switch de 8 interruptores con que cuenta el equipo.



Figura 6.9. Acondicionador de señal FC-33.

Fuente: <https://cdn.automationdirect.com/static/specs/fcsignalconditioners.pdf>.

Tabla 6.3. Configuraciones disponibles de entrada-salida para el acondicionador de señal FC-33.

Input				Rango	Output			
1	2	3	4		5	6	7	8
1	0	1	1	0-5 V	1	1	0	1
0	0	1	0	0-10 V	1	0	0	0
1	0	0	1	0-20 mA	0	1	0	0
1	0	0	0	4-20 mA	0	0	0	0

### a.3. Válvula de control proporcional eléctrica:

La válvula de control seleccionada es la TFV4-304 de Fluid Control Systems (figura 6.10), tiene como principal característica el ser una válvula de bola de apertura proporcional mediante actuador eléctrico (servomotor) controlado por voltaje de 0 a 10 Vdc, lo que equivale a un cambio en la posición de apertura de la válvula de 0 a 90°.



Figura 6.10. Válvula de control proporcional eléctrica, modelo TFV4-304.  
Fuente: <https://es.aliexpress.com/item/32623904378.html>.

La ventaja de utilizar una válvula de control con actuador eléctrico, es la no necesidad de contar con un convertidor I/P para la señal de control, típico en actuadores neumáticos utilizados en plantas como esta. Con la válvula eléctrica, la señal de control puede ser enviada desde de la tarjeta de adquisición de datos (0 a 5Vdc), para luego pasar a través de un amplificador de ganancia 2. Por otra parte, la principal desventaja que presenta este tipo de válvula es el tiempo de retardo que existe en alcanzar la apertura total, el cual es de 16 segundos aproximadamente, tiempo que no varía demasiado de un fabricante a otro entre válvulas de similares características. El tiempo de retardo evidentemente constituye una dificultad en el proyecto dado que se desearía contar con la inmediatez que brinda un actuador neumático, pero que debido a los costos involucrados escapa a las posibilidades de este trabajo y a los propósitos, dado que al ser un proyecto para fines educativos, se considera que debe ser fácilmente replicable, lo cual incluye el factor económico.

#### a.4. Tarjeta de adquisición de datos:

El medio para poder lograr la interacción del controlador con la planta es a través de una tarjeta de adquisición de datos, en este proyecto se ha optado por la tarjeta DAQ PCI-6024E de National Instruments (figura 6.11), dado la documentación existente sobre trabajos realizados por terceros, además del soporte técnico de drivers para su uso con Matlab.



a) b) c)  
Figura 6.11. Sistema de adquisición de datos.  
a) Tarjeta DAQ NI PCI 6024E b) Bornera CB-68LP  
c) Ribbon Cable type R6868

Fuente: Diversos sitios web.

Las características de la placa son las siguientes:

- 16 canales de entrada analógica, 12 bits de resolución (8 diferenciales)
- Muestreo máximo de 200 kS/s
- 2 canales de salida analógica, 12 bits de resolución
- 8 líneas de entrada/salida digital
- Conector de 86 pines
- Sistema de control de tiempo propio (DAQ-STC). Consta de tres grupos para control de entradas y salidas analógicas, y para funciones de contador para propósitos generales. Estos grupos

incluyen un total de siete contadores de 24 bits y tres de 16 bits con una resolución máxima de tiempo de 50 ns.

- Sistema específico que permite la sincronización de varias funciones de medida a un mismo disparo o evento de reloj, y lo hacen mediante los sistemas de bus de integración en tiempo real (Real-Time System Integration, RTSI).
- Conexión a bus de PC mediante ranura PCI.

La figura 6.12 muestra la distribución de los pines en el conector de salida de la tarjeta NI PCI 6024E, el cual se conecta a la bornera CB-68LP mediante el cable de comunicación Ribbon type R6868. Algunas características eléctricas a considerar para la tarjeta de adquisición de datos, se muestran en la tabla 6.4.

Tabla 6.4. Características eléctricas tarjeta Ni PCI 6024E.

Parámetros	Valor
Voltaje entrada análogo máximo	$\pm 10 \text{ V}, \pm 5\text{V}, \pm 500\text{mV}, \pm 50\text{mV}$
Voltaje salida análogo máximo	$\pm 10 \text{ V}, \pm 5 \text{ mA}$
Voltaje análogo máximo de trabajo	11 V
Voltaje entrada digital LOW	Min 0 V, Max 0.8 V
Voltaje entrada digital HIGH	Min 2.0 V, Max 5.0 V
Corriente entrada digital LOW	Max -320 $\mu\text{A}$
Corriente entrada digital HIGH	10 $\mu\text{A}$
Voltaje salida digital LOW	Max 0.4 V, 24 mA
Voltaje salida digital HIGH	Min 4.35 V, -13 mA
Tiempo espera antes de calibrar	15 minutos

AI 8	34	68	AI 0
AI 1	33	67	AI GND
AI GND	32	66	AI 9
AI 10	31	65	AI 2
AI 3	30	64	AI GND
AI GND	29	63	AI 11
AI 4	28	62	AI SENSE
AI GND	27	61	AI 12
AI 13	26	60	AI 5
AI 6	25	59	AI GND
AI GND	24	58	AI 14
AI 15	23	57	AI 7
AO 0	22	56	AI GND
AO 1	21	55	AO GND
NC	20	54	AO GND
P0.4	19	53	D GND
D GND	18	52	P0.0
P0.1	17	51	P0.5
P0.6	16	50	D GND
D GND	15	49	P0.2
+5 V	14	48	P0.7
D GND	13	47	P0.3
D GND	12	46	AI HOLD COMP
PFI 0/AI START TRIG	11	45	EXT STROBE
PFI 1/AI REF TRIG	10	44	D GND
D GND	9	43	PFI 2/AI CONV CLK
+5 V	8	42	PFI 3/CTR 1 SRC
D GND	7	41	PFI 4/CTR 1 GATE
PFI 5/AO SAMP CLK	6	40	CTR 1 OUT
PFI 6/AO START TRIG	5	39	D GND
D GND	4	38	PFI 7/AI SAMP CLK
PFI 9/CTR 0 GATE	3	37	PFI 8/CTR 0 SRC
CTR 0 OUT	2	36	D GND
FREQ OUT	1	35	D GND

NC = No Connect

Figura 6.12. Distribución de pines tarjeta NI PCI6024E.  
Fuente: <http://www.ni.com/pdf/manuals/370719c.pdf>

#### a.5. Relé de nivel:

El relé de nivel Zelio RM4LA32 de Telemecanique, mostrado en la figura 6.13, cumple la función de detectar cuando el nivel de llenado pre-establecido en el estanque TK-3 es alcanzado para recircular el agua hacia el estanque alimentador TK-1. Para poder realizar la detección se utilizan 2 electrodos E1 y E2, ubicados al interior del estanque TK-3.



Figura 6.13. Relé de nivel Zelio RM4LA32.  
Fuente: Catálogo Zelio Control, junio 2005.

#### a.6. Bomba de recirculación:

La bomba centrífuga de recirculación (figura 6.14), tiene por finalidad enviar el agua acumulada en el TK-3 hacia el TK-1 para mantener un nivel de llenado con muy poca variación en TK-1, de este modo el efecto de la presión en el fondo del estanque no afectará demasiado el flujo de agua hacia el TK-2. La principal característica de esta bomba es ser de alimentación trifásica, lo cual implica que se debe incorporar un variador de frecuencia para regular la velocidad con que se envía el agua desde el TK-3 al TK-2.



Figura 6.14. Bomba centrífuga trifásica de 2 HP, marca Reggio.  
Fuente: <https://www.sodimac.cl/sodimac-cl/product/153436X/>

#### a.7. Variador de frecuencia:

El variador de frecuencia PowerFlex 40 de Allen Bradley (figura 6.15), tiene la función de regular la velocidad de funcionamiento de la bomba centrífuga trifásica, y una de sus principales características es que a partir de una alimentación monofásica de 220 Vac se puede conseguir una alimentación trifásica de 380 Vac. La regulación de la velocidad se consigue a través de un voltaje de control continuo, variable de 0 a 10V, asumiendo 0V para las 0 RPM de giro y 10V para la velocidad nominal de la bomba.



Figura 6.15. Variador de frecuencia PowerFlex 40 de Allen Bradley.  
Fuente: <https://es.rs-online.com/web/p/variadores-de-velocidad/4668644/>

b) Etapa 2: Lazo control de temperatura.

b.1. Sensor de temperatura Pt100 sumergible:

El medidor de temperatura resistivo Pt100 utilizado (figura 6.16), tiene como principal característica poseer una cubierta protectora que lo hace resistente al agua.



Figura 6.16. Sensor de temperatura Pt100 sumergible.

Fuente: [https://www.haqtrade.top/test-measure-inspection-products-c-1\\_2/lightobject-etcpt100wp2m-water-resistant-pt100-rtd-01-degree-sensor-probe-p-12366.html](https://www.haqtrade.top/test-measure-inspection-products-c-1_2/lightobject-etcpt100wp2m-water-resistant-pt100-rtd-01-degree-sensor-probe-p-12366.html)

La señal de salida entregada por el sensor es una variación en el valor óhmico del hilo que constituye el elemento primario de medición, razón por la cual se hace necesaria la incorporación de un transmisor de temperatura que permita transformar la variación de resistencia en una variación de otra variable eléctrica. El rango comercial del intervalo de medida de una Pt100 es de  $-50$  a  $600^{\circ}\text{C}$ , sin embargo también es posible encontrar Pt100 que trabajan con el rango completo que va  $-200$  a  $850^{\circ}\text{C}$ , sin embargo esto se ve reflejado en el valor del sensor.

Por otra parte, como se requiere ingresar la señal proveniente del sensor al controlador a través de la tarjeta de adquisición de datos, necesariamente se requiere un acondicionador de señal que cumpla la

tarea de convertir la señal de corriente entrega por el transmisor a señal de voltaje continuo variable de 0 a 5V.

#### b.2. Transmisor de temperatura:

El transmisor de temperatura Flextop 2211 de Baumer (figura 6.17), entrega una variación de corriente continua de 4 a 20 mA, proporcional a las variaciones óhmicas provocadas en la Pt100 con los cambios de temperatura. Debido a que el intervalo de medida de la Pt100 es bastante amplio, siendo al menos de -50 a 600° C, pequeñas variaciones en el rango, por ejemplo, de 20 a 21° C, producen variaciones de corriente de 5.72 a 5.74 mA, lo cual es un margen muy pequeño para propósitos de control. Sin embargo, como el punto de trabajo de la temperatura se asume conocido, así como el intervalo en que este valor puede variar, es posible configurar el transmisor para que las variaciones de 4 a 20 mA sucedan, por ejemplo, en el intervalo de 15 a 25° C, donde ahora la variación de corriente al pasar de 20 a 21° C produce una variación en la corriente de salida del transmisor de 12.0 a 13.6 mA.



Figura 6.17. Transmisor universal de temperatura, Flextop 2211.  
Fuente: <https://www.baumer.com>

### b.3. Conversor de corriente a voltaje (I/V):

El conversor utilizado es un segundo acondicionador de señal FC-33, idéntico al presentado en el ítem a.2, figura 6.9, donde se ha configurado de acuerdo a la tabla 6.9, para que el dispositivo acepte como señal de entrada corriente continua de 4 a 20 mA y entregue en su salida voltaje continuo de 0 a 5V.

### b.4. Calefactor para agua:

Como una alternativa adecuada, dada su condición de aparato sumergible en agua, se incorporó un calefactor de agua para acuario (figura 6.18), el cual es capaz de elevar la temperatura desde 20 a 34° C. Para su accionamiento se incorporó un circuito a base de relé con bobina de 5Vdc, el cual entra en funcionamiento cuando el sistema de control determina que la temperatura del líquido debe ser elevada.



Figura 6.18. Calefactor para agua sumergible.

Fuente: <https://www.amazon.com/MyLivell-Aquarium-Heater-Submersible-Thermostat/dp/B073P6NW71>

c) Etapa 3: Lazo control de flujo.

c.1. Sensor de presión de agua:

Este sensor de presión de agua admite una entrada de voltaje de 5 V estándar y una salida de voltaje lineal de 0.5 ~ 4.5V (figura 6.19). El propósito de su incorporación es para poder medir la presión diferencial provocada por la válvula de descarga del estanque acumulador, razón por la cual se hace necesario contar con un segundo sensor del mismo tipo.



Figura 6.19. Sensor de presión de agua.  
Fuente: <https://www.mcielectronics.cl>

c.2. Sensor de flujo de agua:

El sensor de flujo de agua (figura 6.20) consiste en una válvula de cuerpo plástico, un rotor de agua y un sensor de efecto hall. Cuando el agua fluye a través del rotor, el rotor gira. Su velocidad cambia con diferentes ritmos de flujo. El sensor de efecto hall tiene como salida la señal de pulso correspondiente.



Figura 6.20. Sensor de flujo de agua.  
Fuente: <https://www.mcielectronics.cl>

A continuación en las figuras 6.21 a 6.23, se presentan algunas imágenes, donde se puede apreciar en detalle la planta implementada.

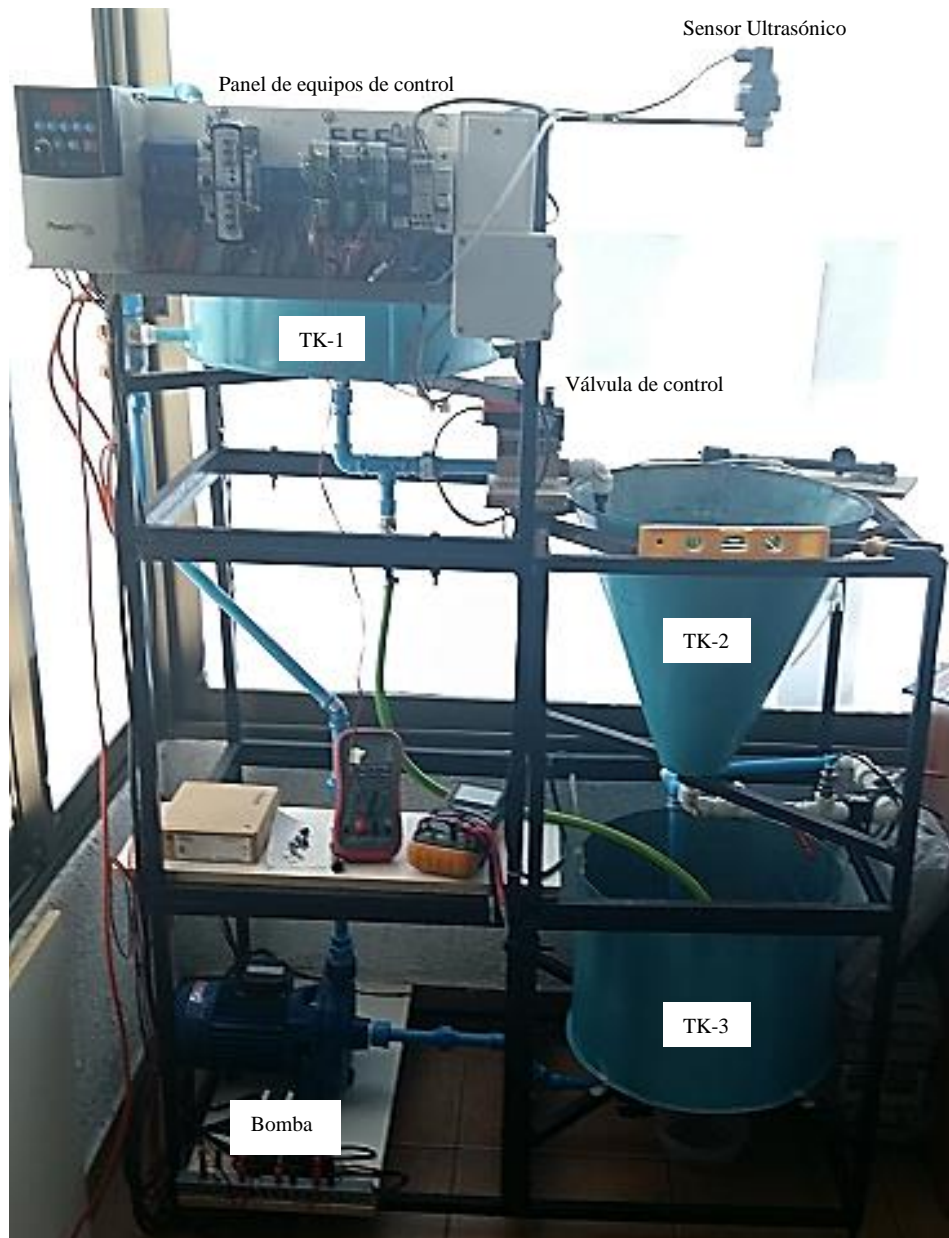


Figura 6.21. Planta de estanque cónico.



Figura 6.22. Vistas diversos componentes de la planta  
 a) Vista superior de la planta de estanque cónico  
 b) Válvula de control proporcional  
 c) Sensor de presión, sensor de flujo y válvula manual  
 d) Vistas bomba centrífuga

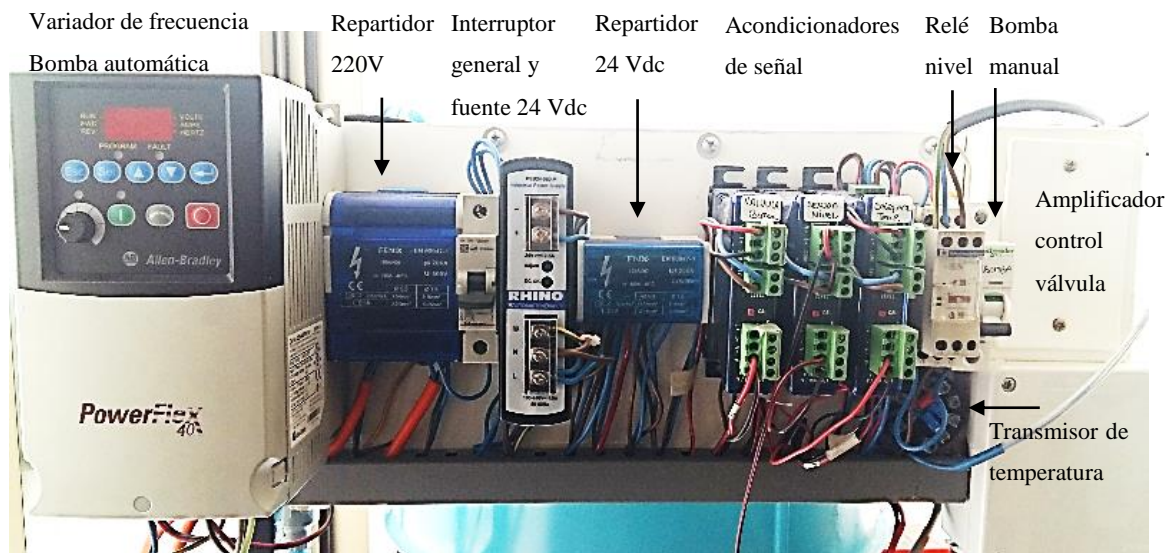


Figura 6.23. Panel equipos de control.

#### 6.4 Puesta en marcha y pruebas de campo.

Una vez implementada la planta, se procede a realizar el proceso de puesta en marcha, para lo cual se realizaron los siguientes pasos:

- Verificación del conexionado de fuerza y de control.
- Encendido panel de control.
- Prueba de acondicionadores de señal.
- Prueba de relé de nivel y bomba centrífuga.
- Prueba válvula de control proporcional.

Realizadas las pruebas de forma individual a cada sección de la planta se observa un comportamiento dentro de los valores esperados, en el caso de la válvula de control, se observa un comportamiento no-lineal en la apertura de la válvula, lo que coincide con lo señalado por el fabricante, pero además se observa histéresis en el posicionamiento de apertura de la válvula, al

realizar un barrido de voltaje de control en forma ascendente y descendente. Lo anterior, puede observarse en la figura 6.24 construida a partir de los datos de la tabla 6.5.

Tabla 6.5. Valores medidos de ángulo de apertura para diversos voltajes de control. Barrido ascendente y descendente de voltaje.

Muestra N°	Voltaje Control Vc, V	Histéresis	
		Ángulo apertura barrido ascendente	Ángulo apertura barrido descendente
0	0,0	0,0°	0,0°
1	0,5	0,0°	0,0°
2	1,0	0,0°	0,0°
3	1,5	7,0°	13,0°
4	2,0	21,0°	27,0°
5	2,5	31,0°	38,0°
6	3,0	42,0°	46,0°
7	3,5	50,0°	56,0°
8	4,0	61,0°	68,0°
9	4,5	73,0°	80,0°
10	5,0	86,0°	86,0°

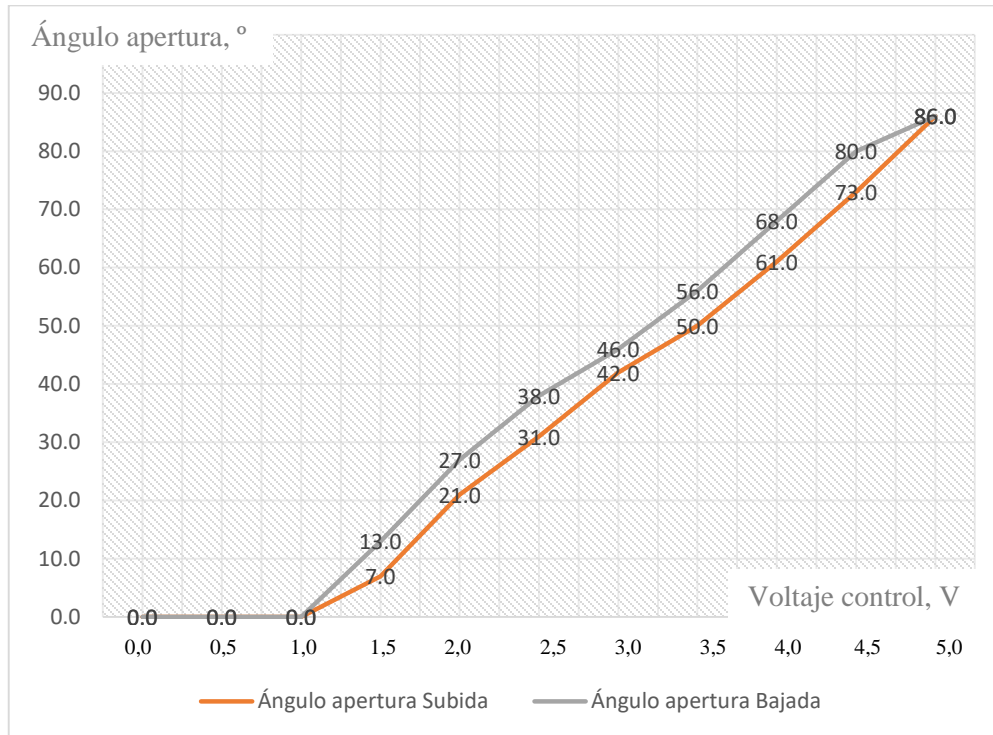


Figura 6.24. Curva de histéresis de la válvula de control.

f) Tarjeta de adquisición de datos.

f.1. Driver.

Para un correcto funcionamiento de la tarjeta es necesaria la instalación del software *Measurement & Automation Explorer* de *National Instrument* (NI MAX) (figura 6.25), el cual instala el driver de la tarjeta para que sea reconocido por programas como *LabView* y *Matlab*. En nuestro caso se ha instalado la versión 18.0.



Figura 6.25. Ventana inicio programa NI MAX v18.0.

## f.2 Calibración.

Para realizar el proceso de calibración de la tarjeta es necesario que transcurran al menos 15 minutos desde el encendido de la computadora donde está instalada, esto permite que los niveles de voltaje y de temperatura alcancen su estado estable. El proceso de calibración es automático y permite, entre otros ajustes, disminuir notoriamente el offset en las muestras tomadas, por lo que al no realizarse la calibración, se producirían evidentemente notorias diferencias entre los valores reales de la variable y el de la muestra tomada. La calibración debe realizarse cada vez que se va a iniciar una nueva jornada de trabajo con el sistema (figura 6.26).

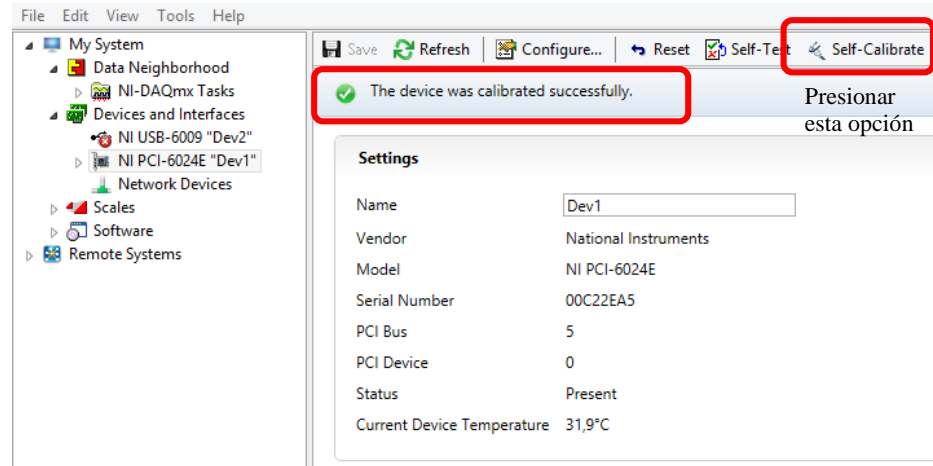


Figura 6.26. Imagen posterior al proceso de calibración.

### f.3 Captura y envío de datos.

Para la verificación del funcionamiento de la tarjeta DAQ se conecta un generador de señales en una de las entradas analógicas y un osciloscopio en una de las salidas analógicas. En cada puerto se trabajó con señales sinusoidales, las cuales fueron capturadas y enviadas de forma satisfactoria.

Una vez verificado el correcto funcionamiento, por separado, de los equipos instalados en la planta de estanque cónico, se procede a comunicarlos entre sí y con el software *Matlab*, mediante la bornera CB-68LP, esto con la finalidad de poder realizar las primeras pruebas de captura y envío de datos. Si bien el sistema implementado se encuentra, desde ya, habilitado para trabajar con las variables nivel de llenado y temperatura, se ha optado por trabajar sólo con nivel de llenado en una primera etapa.

En las primeras pruebas realizadas, se observaron diversos problemas los cuales se pueden agrupar en dos categorías, la primera corresponde a los problemas de hardware, entre los que se detectaron diferencias en los niveles de voltaje de trabajo requeridos, problemas de acondicionamiento de señales y de aislación entre los equipos, dificultades que fueron superadas implementando circuitos adicionales como etapas de amplificación y verificación de la aislación entre los equipos. La segunda categoría corresponde a los problemas de software, los cuales inicialmente no fueron detectados, sin embargo, al comenzar las pruebas de muestreo de larga duración, periodos de 2 a 5 horas, se produjo en reiteradas ocasiones un fallo en el software utilizado, provocándose el reinicio de la computadora, perdiéndose los datos muestreados. Sin lugar a dudas éste constituyó el problema más relevante, dado que afectaba directamente al funcionamiento del sistema, debido al reinicio no controlado de la computadora y la pérdida de información vital para el propósito del proyecto, si bien se trató de trabajar con periodos cortos de muestreo, la misma naturaleza de la variable controlada y del sistema (estado transitorio prolongado) , producen periodos de muestreo prolongados. Este problema se prolongó por un periodo de seis meses aproximadamente, luego de lo cual se logró identificar la falla, la cual se debía a una desafortunada combinación entre las versiones de los softwares instalados en la computadora, lo cual producía un fallo en el *kernel* de la herramienta utilizada para trabajo en tiempo real (*Simulink Desktop RealTime*), luego de una serie de intentos por solucionar el inconveniente, se optó por instalar versiones diferentes de Windows y de Matlab, siendo la solución definitiva al problema

## **6.5 Identificación del modelo de la planta mediante RNA**

En esta sección, a partir de datos empíricos, se presenta el proceso de identificación del modelo de la planta implementada. Se inicia el tema con una descripción de la configuración del software utilizado, para luego presentar los pasos empleados en la metodología utilizada para la identificación.

### **6.5.1 *Simulink* para proceso de identificación**

Con la finalidad de poder implementar un sistema de control que para efectos didácticos de análisis y pruebas fuese fácilmente manipulable, se ha optado por el uso de *Simulink* de *Matlab*, dado que es una herramienta frecuentemente utilizada en cursos de control y que permite de manera sencilla realizar cambios en la estructura de control, cambios de parámetros, obtención de curvas de respuesta, entre otros, así como implementar estructuras de control para simulación o bien realizar pruebas en tiempo real conectados directamente a la planta a controlar, mediante el uso de *Simulink Desktop Real-Time*.

*Simulink Desktop Real-Time* proporciona un núcleo en tiempo real para ejecutar modelos *Simulink* en una computadora portátil o de escritorio. Incluye una biblioteca de bloques que permiten la conexión a una variedad de dispositivos de E/S.

El *Simulink Desktop Real-Time* utiliza un *kernel* pequeño en tiempo real que se ejecuta en modo *kernel* del sistema operativo utilizando el reloj de la

CPU como fuente de tiempo principal. Existen dos modos de funcionamiento que son: modo externo y modo normal. En modo externo, tanto la aplicación como los controladores de E/S se ejecutan en el *kernel*. En el modo normal de *Simulink*, sólo los controladores de E/S se ejecutan en el núcleo. El *kernel* provisto por *Simulink Desktop Real-Time* puede dar a la aplicación en tiempo real la máxima prioridad disponible. El *kernel Real-Time* debe ser instalado manualmente, siguiendo el procedimiento descrito por *Mathworks* en *Simulink Desktop Real-Time User's Guide*.

### 6.5.2 Obtención de datos entrada-salida.

Para la obtención de datos de entrada/salida se definieron los puertos físicos de entrada y salida en la tarjeta DAQ NI PCI 6024E del sistema implementado, quedando distribuidos como se indica en la tabla 6.6.

Tabla 6.6. Distribución de canales entrada/salida en tarjeta NI PCI 6024E.

Instrumento	Entrada analógica	Entrada digital	Salida analógica	Salida digital
Sensor de nivel	ACH0 / GND	-	-	-
Sensor de temperatura	ACH1 / GND	-	-	-
Válvula de control	-	-	AO0 / GND	-
Relé calefactor	-	-	-	DIO0 / GND

Se definió el intervalo de llenado del estanque entre 15 cm mínimo y 35 cm como máximo, quedando asociadas las corrientes de 4 y 20 mA de salida del sensor ultrasónico a estos límites de llenado respectivamente, como se indica en la figura 6.27.

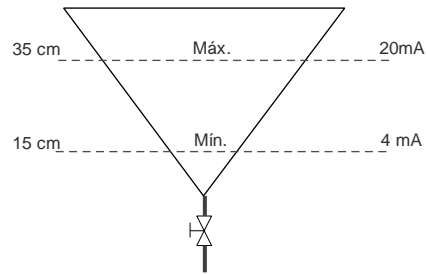


Figura 6.27. Intervalo de llenado medible del estanque cónico.

En *Simulink* se diseñó un esquema para toma de muestras del nivel de llenado del estanque, provenientes del sensor ultrasónico, como se muestra en la figura 6.28.

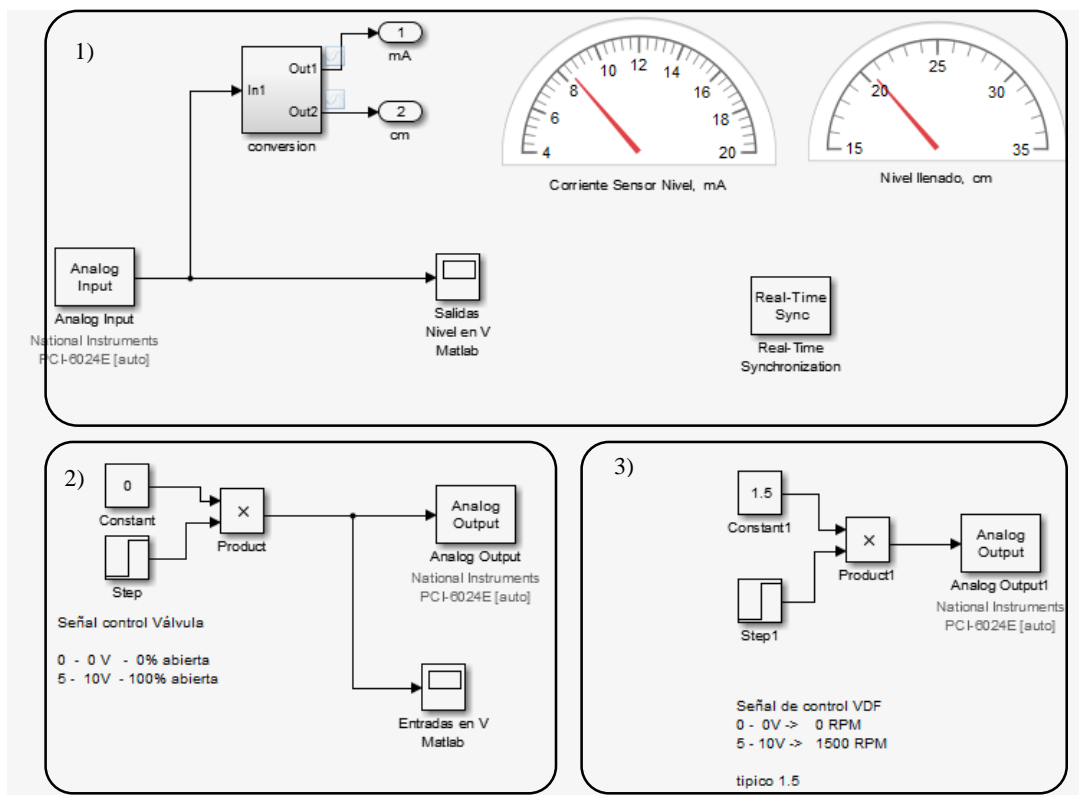


Figura 6.28. Esquema implementado en *Simulink* para toma de muestras.

Podemos describir el esquema implementado, como compuesto de 3 partes:

- 1) Monitoreo de nivel de llenado. La señal de salida del sistema (variable controlada) es medida mediante sensor ultrasónico que devuelve una corriente variable entre 4 y 20 mA, la cual es acondicionada a voltaje entre 0 y 5 Vdc, dicho voltaje ingresa a través de la entrada analógica ACH0 a la tarjeta de adquisición de datos y es muestreado a intervalos de 1 segundo, siendo almacenadas las muestras en la variable “Salidas” en el *workspace* de *Simulink*. Adicionalmente se ha incorporado una etapa de conversión de la señal recibida, que permite visualizar a través del panel de instrumentos el nivel de la altura de llenado en centímetros y en función de los miliamperios de corriente devueltos por el sensor.
- 2) Apertura de la válvula de control. Permite ingresar manualmente el voltaje de control que regula la apertura de la válvula proporcional, el cual debe ser ajustado entre 0 y 5 Vdc, para luego ser enviado a través de la salida A00 de la tarjeta de adquisición y acondicionado a voltaje entre 0 y 10 Vdc, de tal forma que pueda regular la apertura de la válvula entre un 0 y 100%, equivalentes a una rotación del vástago entre 0 y 90°. El voltaje de control aplicado es muestreado a intervalos de 1 segundo y almacenado en la variable “Entrada” en el *workspace* de *Simulink*.
- 3) Control bomba de recirculación. La única función de esta etapa es enviar 1.5 Vdc como voltaje de control al variador de frecuencia de la bomba centrífuga. El voltaje elegido permite una recirculación con un flujo laminar, siendo la activación de la bomba controlada por el relé de nivel implementado en el tablero de control.

Para la primera toma de muestras aquí presentada (muestreo n°1), se ajustó inicialmente la apertura de la válvula de control en 45°, es decir una apertura del 50%, alcanzando una altura de llenado de 25 cm. en el estanque cónico TK-2, el tiempo dedicado a la toma de muestras fue de 15771 segundos, equivalente a 4 horas y 22 minutos aproximadamente. Al inicio de la prueba, el estanque TK-2 se encontraba con nivel de llenado de 20 cm. aproximadamente y con un voltaje de control de 0V, en esas condiciones se procedió a aplicar voltaje de control de 3V y luego variaciones a 5V y 0V (figura 6.29), esto con la finalidad de visualizar el comportamiento del nivel de llenado (figura 6.30). Lo que se busca, es alcanzar el estado estable de llenado para una apertura del 50%, lo cual se alcanzó a los 8000 segundos, aplicándose una variación en la apertura de la válvula de control a 3.2 V, es decir un 54,44%, a los 10151 segundos, obteniéndose la curva de reacción del sistema que se observa en la figura 6.30.

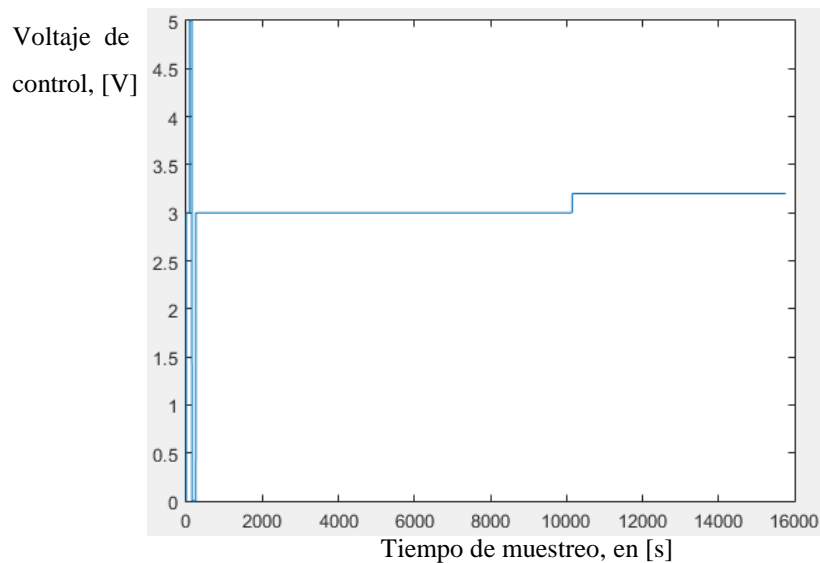


Figura 6.29. Variaciones de voltaje de control de válvula. Muestreo n°1.

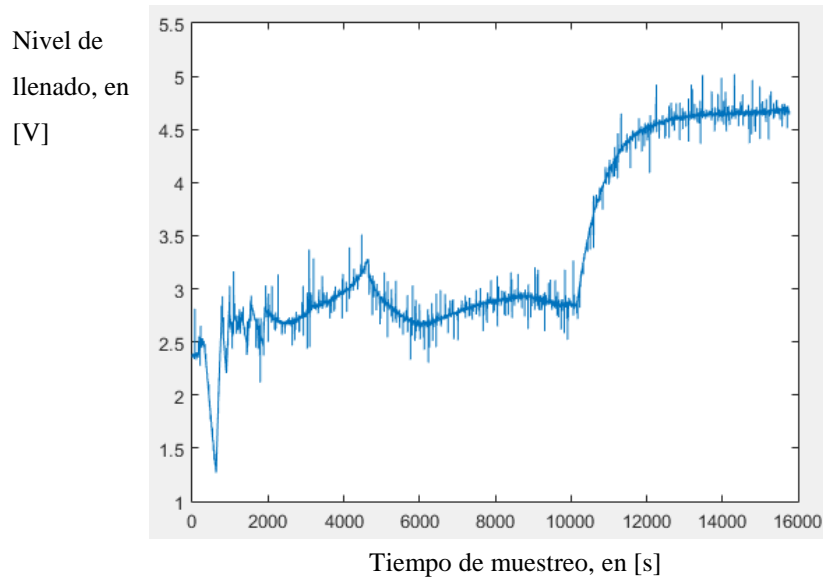


Figura 6.30. Variaciones del nivel de llenado en TK-2. Muestreo n°1.

Posteriormente, se realizó una segunda toma de muestras (muestreo n°2), donde el tiempo muestreo alcanzó los 25491 segundos, equivalentes a un poco más de 7 horas de muestreo, y donde el rango de valores de apertura de la válvula también fue más amplio. Cabe señalar, que para realizar este muestreo se hizo necesario considerar un tiempo suficiente para alcanzar el establecimiento entre la aplicación de la variación en la referencia hasta un nuevo cambio de ésta, el propósito es poder identificar el valor final de establecimiento en cada caso, lo que permitirá un mejor entrenamiento de la RNA, lo anterior es debido a la elevada constante de tiempo que posee el sistema, principalmente por la necesidad de tener una resistencia alta en la válvula de salida para compensar el tiempo de respuesta de la válvula de control. Las variaciones en la entrada y salida del sistema se aprecian en las figuras 6.31 y 6.32 respectivamente.

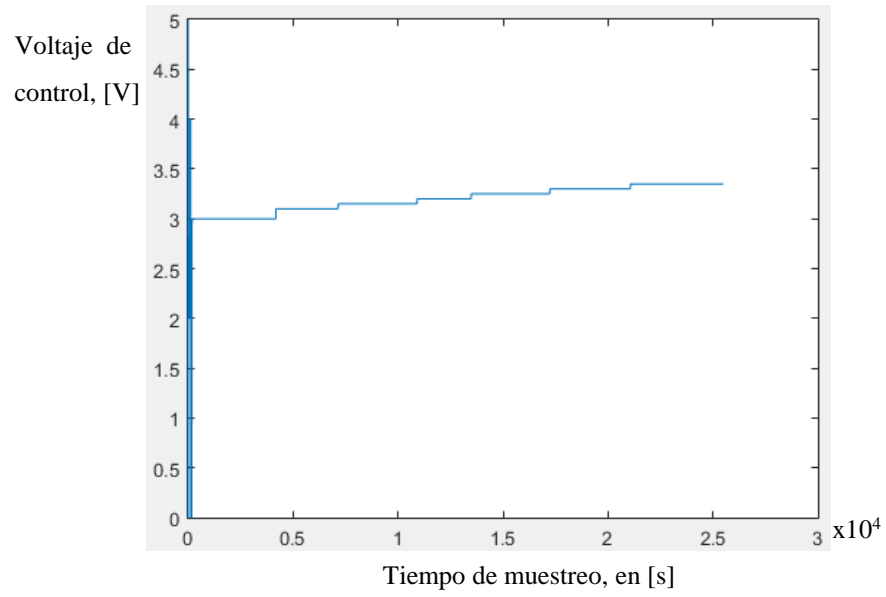


Figura 6.31. Variaciones de voltaje de control de válvula. Muestreo nº2.

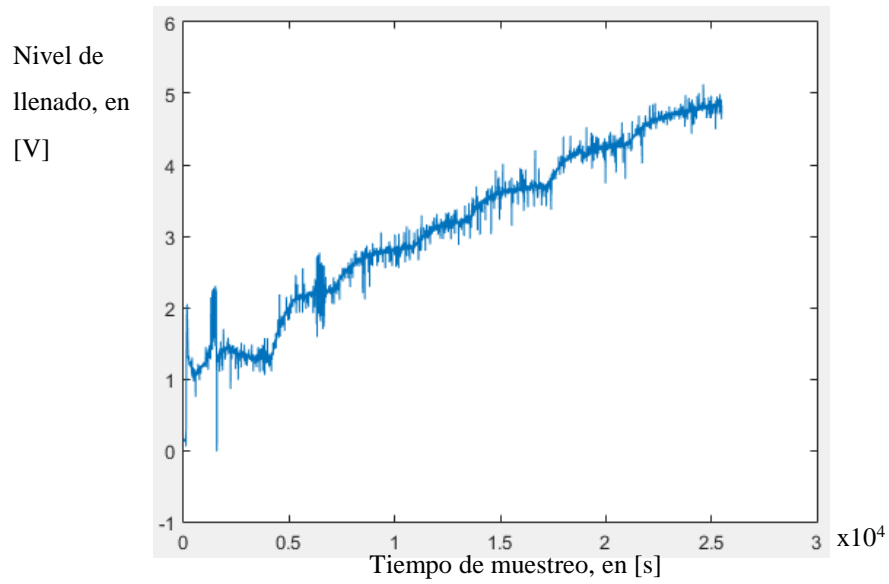


Figura 6.32. Variaciones del nivel de llenado en TK-2. Muestreo nº2.

### 6.5.3 Tratamiento previo de los datos registrados.

En el muestreo n°1, con la finalidad de considerar solamente aquellos datos obtenidos desde el momento en que se alcanzó la estabilidad del sistema, se han suprimido los datos desde el inicio del muestreo hasta los 7000 segundos, obteniéndose las gráficas de las figuras 6.33 y 6.34, correspondientes a la variación en escalón aplicada a la válvula de control y la curva de reacción obtenida del sistema.

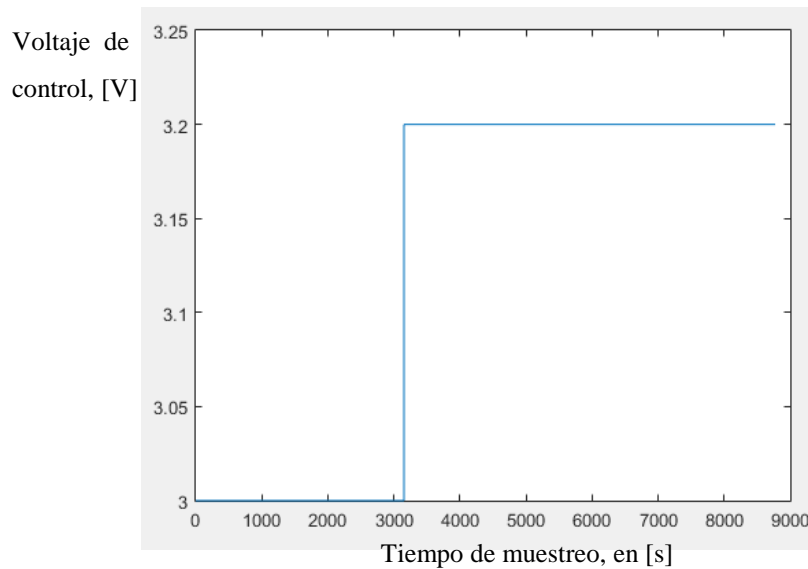


Figura 6.33. Variación en escalón aplicada a válvula de control.

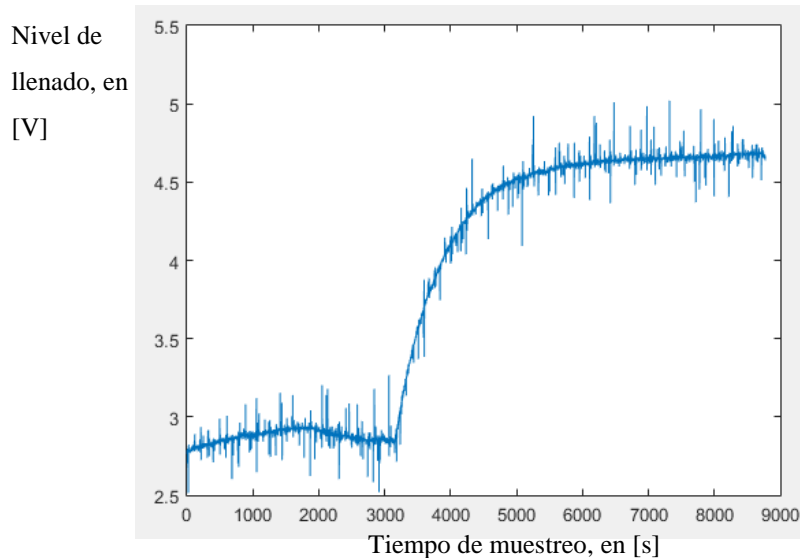


Figura 6.34. Curva de reacción del nivel de llenado, frente a entrada escalón.

Para el muestreo n°2, no se ha realizado ningún tratamiento a los datos, es decir se han considerado todos los valores medidos tanto a la entrada como a la salida del sistema, cabe mencionar que durante el proceso de muestreo se produjeron perturbaciones externas las cuales se manifestaron en forma de ruido en la señal medida, los datos perturbados se observan entre los 1300 a 1600 segundos, y entre los 6300 a 6700 segundos (figura 6.32).

#### 6.5.4 Selección de la estructura del modelo.

Para el muestreo n°1, al observar la curva de reacción obtenida, una primera opción puede ser considerar el modelo como uno de tipo lineal de primer orden, aun sabiendo que el sistema es no lineal, como quedó demostrado en la sección 6.2 a través de la ecuación (6.7). Sin embargo, es posible considerarlo lineal por tramos, siendo válido este modelo sólo en dicho intervalo, en este caso se considera lineal en torno a los 25 cm como

altura de llenado, por lo que el modelo de la planta puede ser representado mediante la siguiente expresión:

$$G_p(s) = \frac{k_p e^{-\theta s}}{\tau s + 1} \quad (6.11)$$

Una segunda opción, acorde a lo planteado como propósito de este trabajo, es utilizar las RNA para la identificación del modelo de la planta, en cuyo caso se ha optado por una red *feedforward* del tipo perceptrón multicapa, donde se considera que la salida del sistema está dada por la ecuación (3.2). En el caso de los datos del muestreo n°2, se ha considerado la utilización de una RNA *feedforward* del tipo perceptrón multicapa como en el caso anterior, con una capa oculta y función de activación tangente sigmoideal y función lineal en la capa de salida.

### 6.5.5 Estimación del modelo que mejor ajusta la respuesta.

En el caso del muestreo n°1, si sólo se considerase el modelo lineal por tramos, el modelo que se obtiene para una altura de referencia de 25 cm es de la forma dada por la relación 6.12.

$$G_p(s) = \frac{9.6583 e^{-0.0047 s}}{11.8153 s + 1} \quad (6.12)$$

En el caso de considerar el modelo basado en RNA, el modelo obtenido queda definido por los pesos  $w_{ij}$  de la red luego del entrenamiento (Tabla 6.7).

Tabla 6.7. Pesos de la RNA entrenada para identificación (h=25 cm).

Peso $w_{ij}$	Valor
$w_{11}$	7.0329858485204406
$w_{21}$	7.0000661255511396
$w_{31}$	-6.9999999874818846
$w_{41}$	7.0002711334517755
$w_{51}$	7.0755176536992153

Para el muestreo n°2, los valores encontrados para los pesos de la red están dados en la tabla 6.8, cabe destacar que en este caso no se ha definido una altura de referencia “h” única dado que se desea poder obtener una RNA cuyo rango de trabajo sea más amplio cubriendo casi la totalidad del rango de trabajo del estanque cónico. La estructura de la RNA se muestra en la figura 6.35.

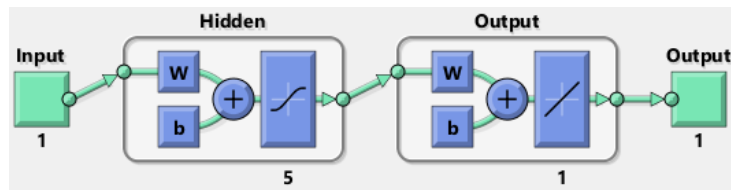


Figura 6.35. Estructura de la RNA diseñada para la identificación.

Tabla 6.8. Pesos de la RNA entrenada para identificación (19<h<32).

Peso $w_{ij}$	Valor
$w_{11}$	10.49054935842403
$w_{21}$	-11.051850120031526
$w_{31}$	62.633086966348209
$w_{41}$	8.4273142029964614
$w_{51}$	-7.5875181385651764

### 6.5.6 Validación del modelo.

Para la validación del modelo se ha considerado la medición del error cuadrático medio, en el caso del muestreo n°1 el resultado obtenido se muestra en la figura 6.36.

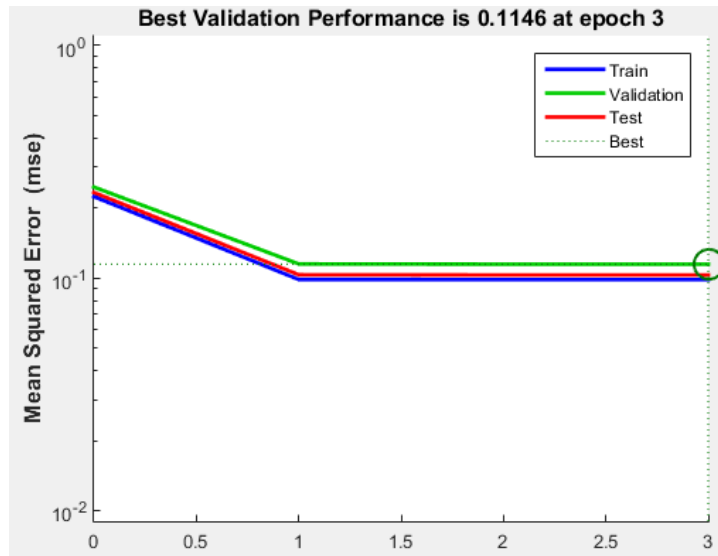


Figura 6.36. Error cuadrático medio, muestreo n°1.

En el caso del muestreo n°2, el error cuadrático medio se muestra en la figura 6.37.

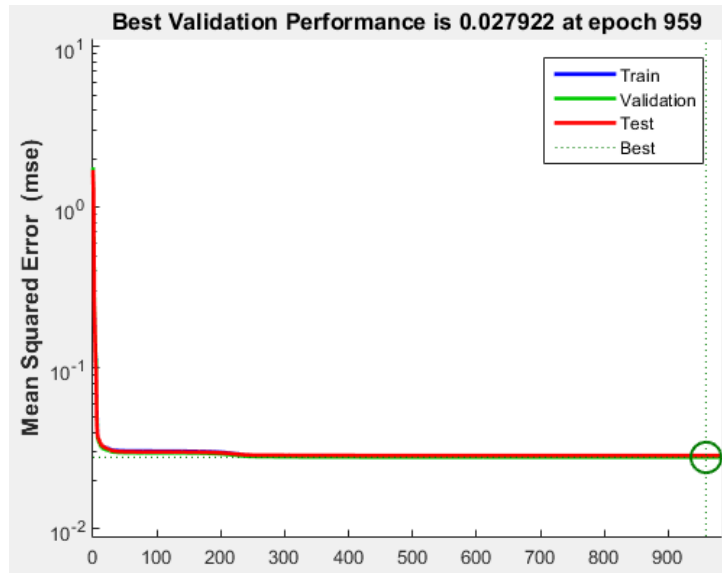


Figura 6.37. Error cuadrático medio, muestreo n°2.

Adicionalmente se implementó un esquema de prueba en *Simulink*, donde se han aplicado diversos valores de entrada obteniéndose la respuesta del modelo obtenido mediante la RNA (figura 6.38) y se compara con los valores de salida esperados obtenidos empíricamente (Tabla 6.9).

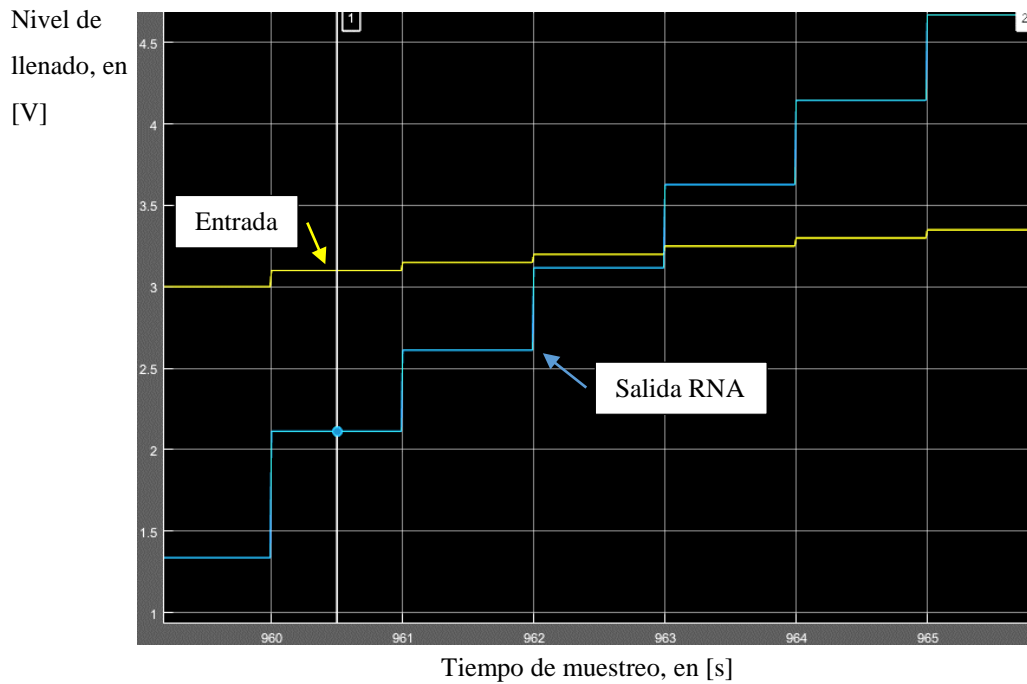


Figura 6.38. Señal de salida estimada por el modelo de la planta mediante RNA.  
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6.9. Comparación Salida planta real vs. Salida modelo planta RNA.

Entrada	Salida real	Salida RNA
3.00	1.45	1.33
3.10	2.25	2.11
3.15	2.87	2.61
3.20	3.21	3.11
3.25	3.70	3.62
3.30	4.30	4.15
3.35	4.85	4.67

De la tabla 6.9 se observa que si bien las salidas entregadas por el modelo de la planta basado en la RNA tienen diferencias con las salidas reales, debe considerarse que los datos usados para entrenamiento no recibieron tratamiento, manteniéndose incluso el ruido externo que afectó al sistema

durante el proceso de muestreo, por lo cual los resultados devueltos por la RNA se consideran satisfactorios.

## **6.6 Control de nivel en estanque cónico mediante RNA**

Una vez identificado el modelo de la Planta, es factible dedicarse a la tarea de la implementación del controlador, para lo cual se hace necesario definir el esquema de control a utilizar. En esta sección se presentan los resultados obtenidos para las pruebas de control mediante la aplicación de las RNA como controlador. Cabe mencionar que en este trabajo, por razones de tiempo, se optó por implementar sólo el control por modelo inverso en lazo abierto, quedando pendiente para trabajos futuros los demás esquemas de control presentados en la sección 4.2.

### **6.5.1 Control por modelo inverso, lazo abierto**

Para la determinación del modelo inverso de la planta se hace necesario contar con una cantidad suficiente de pares de datos entrada-salida, de modo que el entrenamiento de la red permita obtener valores satisfactorios para su correcto funcionamiento en el modelo inverso. El propósito de este método es provocar el efecto contrario al realizado por la planta a la entrada aplicada al sistema, de tal forma que la salida de éste sea lo más parecida posible a la entrada aplicada, por ello la necesidad de contar con una cantidad suficiente de datos para entrenamiento.

Una vez obtenido el modelo de la planta mediante la RNA implementada, se procedió a buscar el modelo inverso, para tal efecto se desarrolló un

archivo *script* en Matlab (*inversa\_cncnn\_id3.m*). Una vez obtenida la RNA que representa al modelo inverso de la planta se procedió a validar su efectividad, para lo cual se implementó un esquema en *Simulink* consistente en la RNA correspondiente al modelo de la planta y la RNA que representa al modelo inverso de la misma, como se muestra en la figura 6.39.

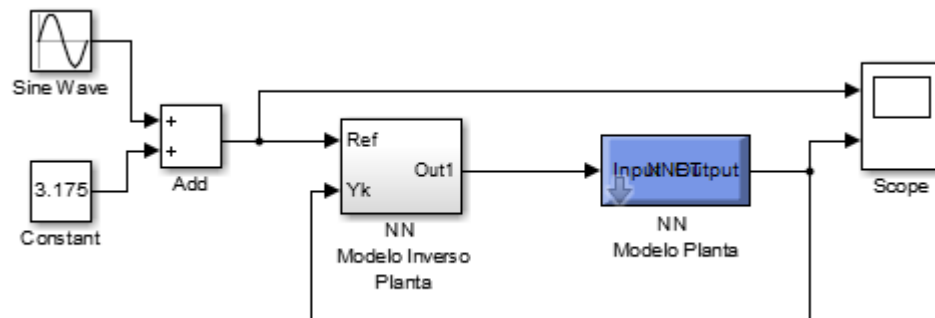


Figura 6.39. Esquema para validación de la RNA del modelo inverso de la planta.

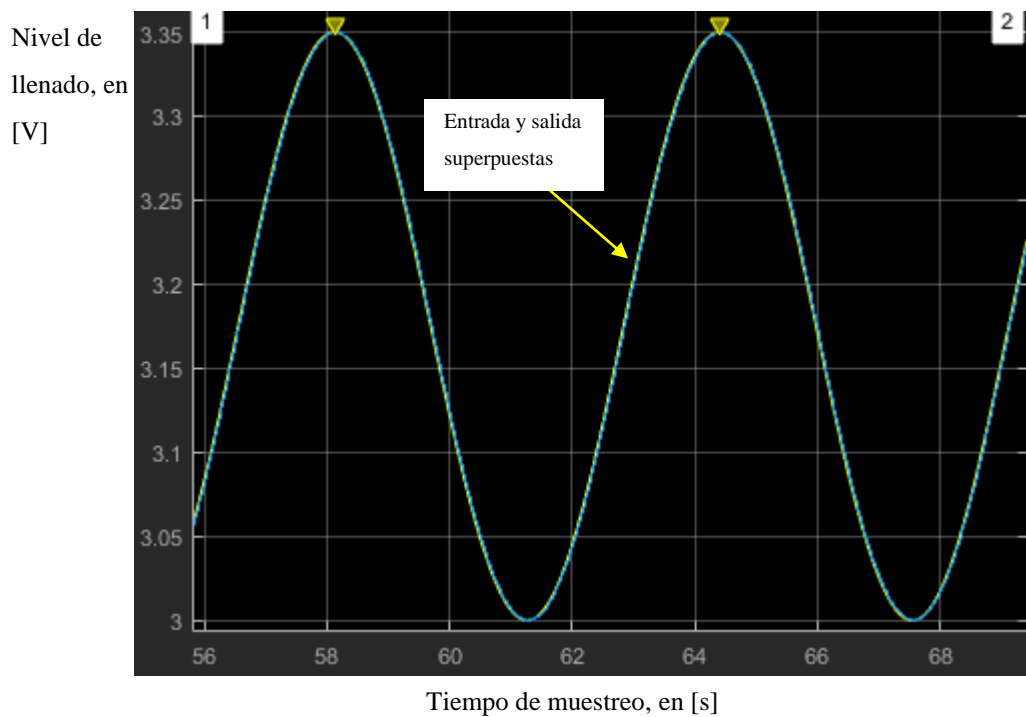


Figura 6.40. Entrada y salida del sistema de control por modelo inverso.

De la figura 6.40 se observa claramente la efectividad de la RNA del modelo inverso de la planta, logrando compensar el efecto realizado por el sistema propiamente tal. La figura 6.41 muestra la señal de Referencia, Salida y Salida de la Planta, con el propósito de evidenciar la compensación que debe realizar el modelo inverso implementado mediante la RNA.

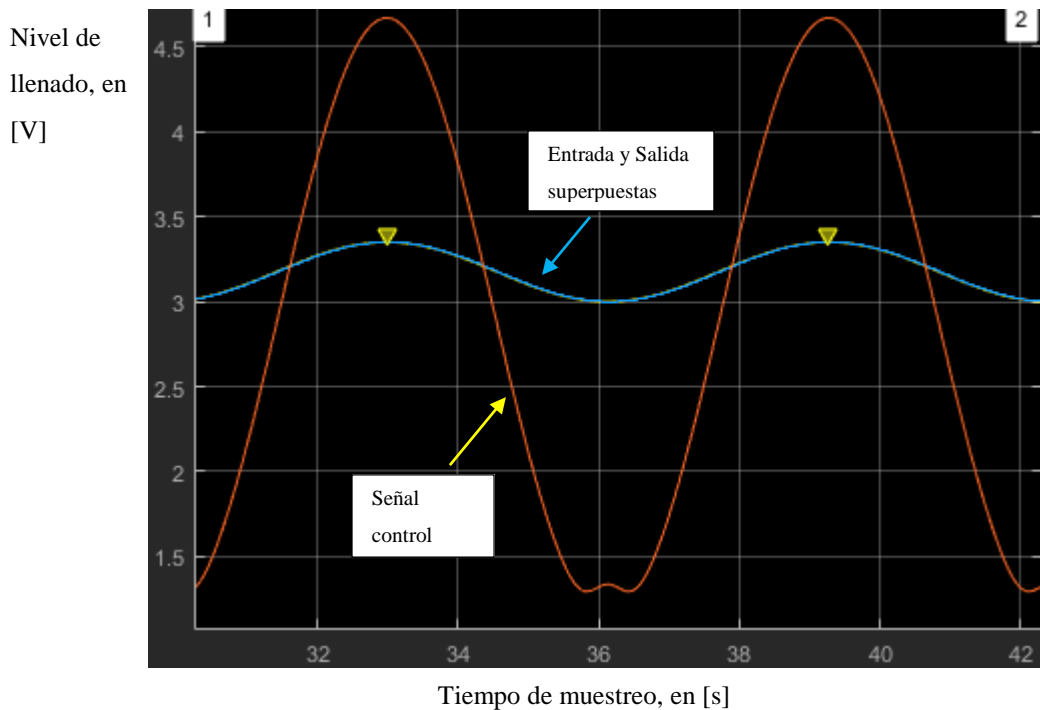


Figura 6.41. Señal a compensar por RNA del modelo inverso de la planta.

La aplicación del modelo inverso a la planta real devuelve como resultado la señal mostrada en la figura 6.42, si bien inicialmente parece no converger a la salida deseada, finalmente se ajusta al valor deseado permaneciendo en dicha condición hasta producirse un cambio en la referencia ante lo cual la

respuesta del sistema es corregir el valor de salida a la nueva condición de referencia (figura 6.43). Aparentemente pareciese haber una transición casi perfecta entre un nivel de establecimiento y la nueva condición, sin embargo, al observar con mayor detención y proximidad la señal de salida, se observan las variaciones que esta presenta producto del cambio de la referencia (figura 6.44).

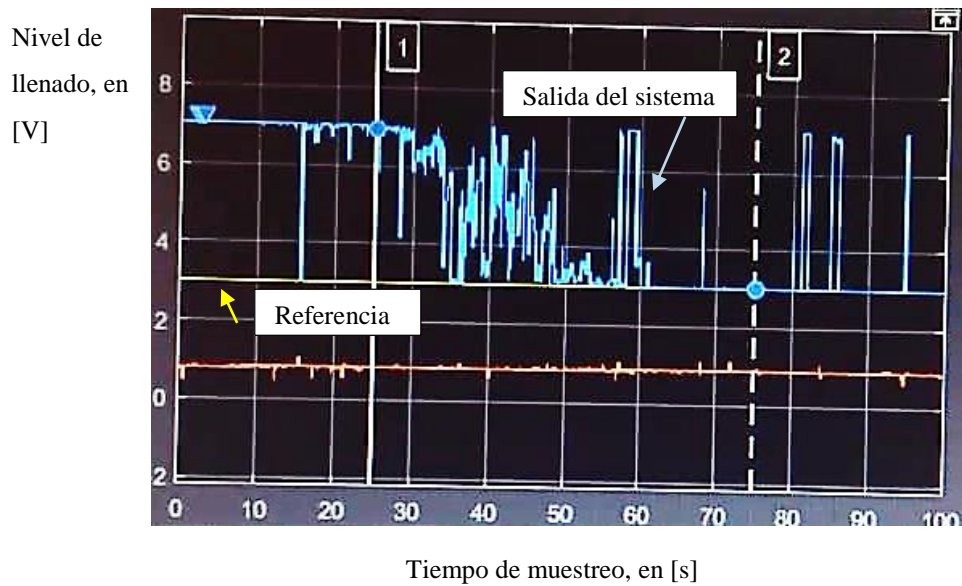


Figura 6.42. Respuesta del sistema, control por modelo inverso.

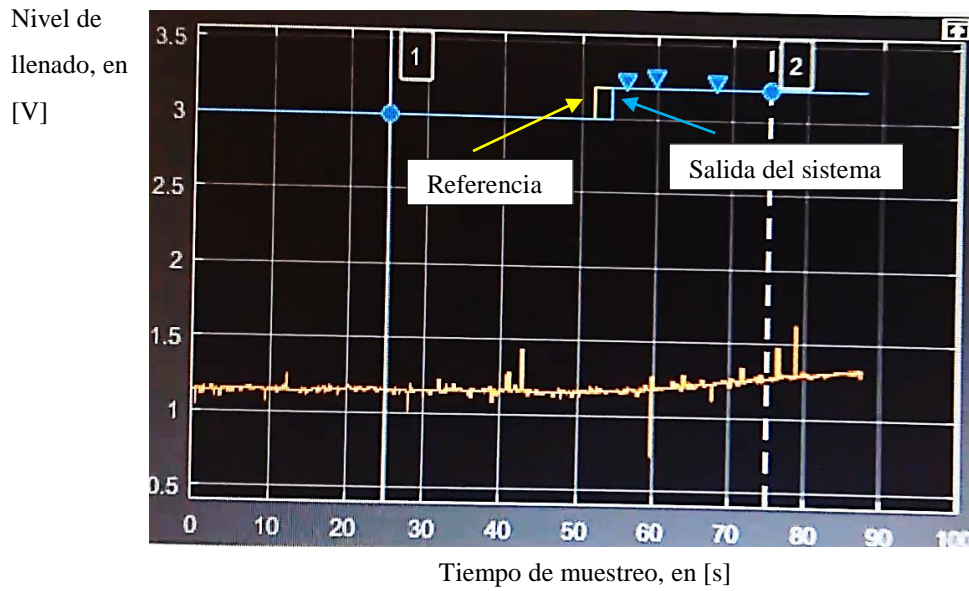


Figura 6.43. Respuesta del sistema a un cambio en la referencia, control por modelo inverso.

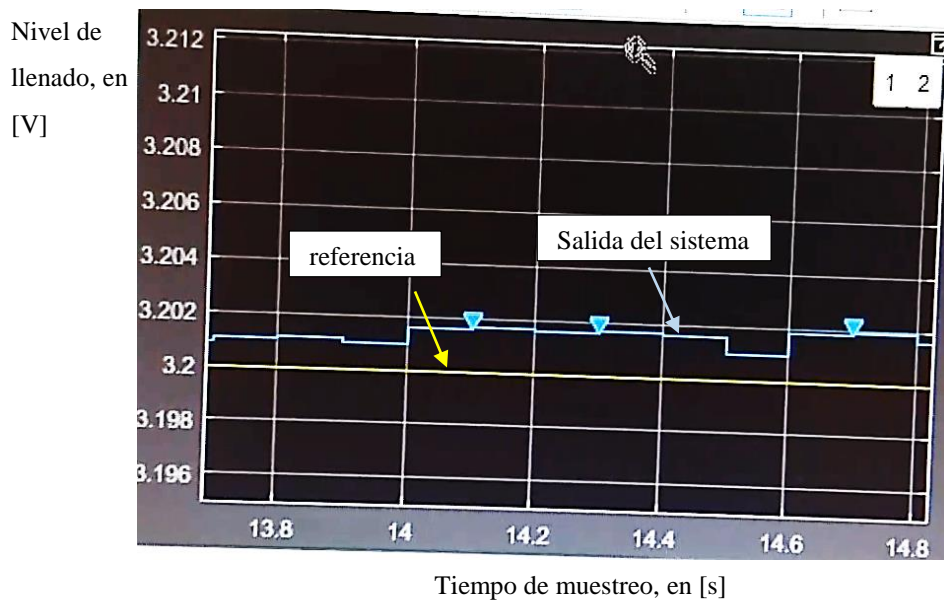


Figura 6.44. Variaciones de la señal de salida ante cambio en la referencia.

Se debe mencionar que las figuras 6.42 a 6.44 fueron capturadas con la planta en funcionamiento, desde un dispositivo móvil, mientras se validaba

el sistema de control por modelo inverso, por lo que la calidad de las imágenes difieren de las presentadas con anterioridad.

Por otra parte, también se obtuvo el diseño de un controlador PID del tipo ITAE, el cual se implementó para comprobar su desempeño y contrastarlo con lo obtenido mediante el control por modelo inverso. La figuras 6.45 muestra la respuesta del sistema con PID a una variación de tipo escalón en la referencia y la figura 6.46 muestra la repuesta a una variación de tipo senoidal en la entrada.

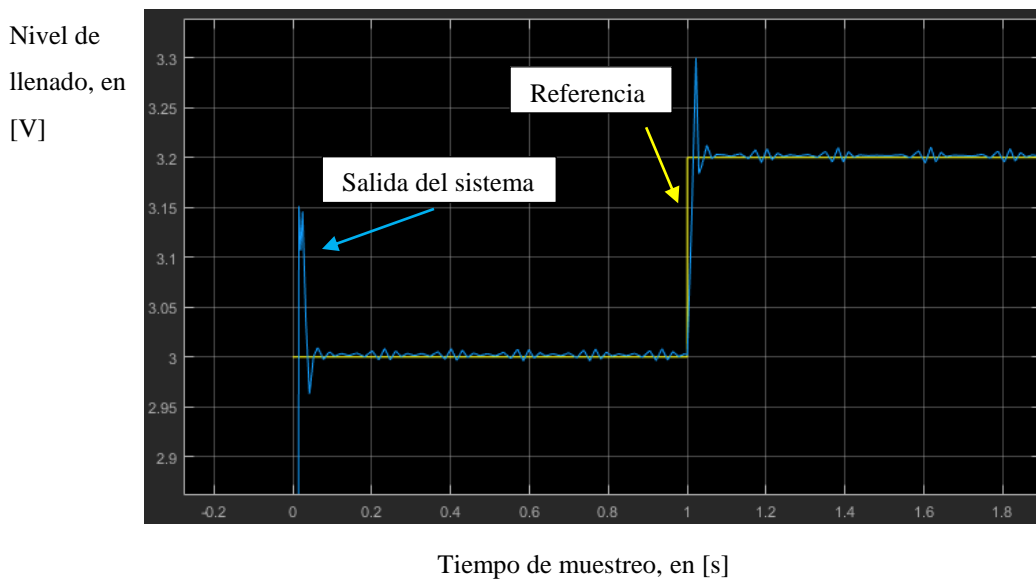


Figura 6.45. Respuesta del sistema con controlador PID a variación escalón en la entrada.

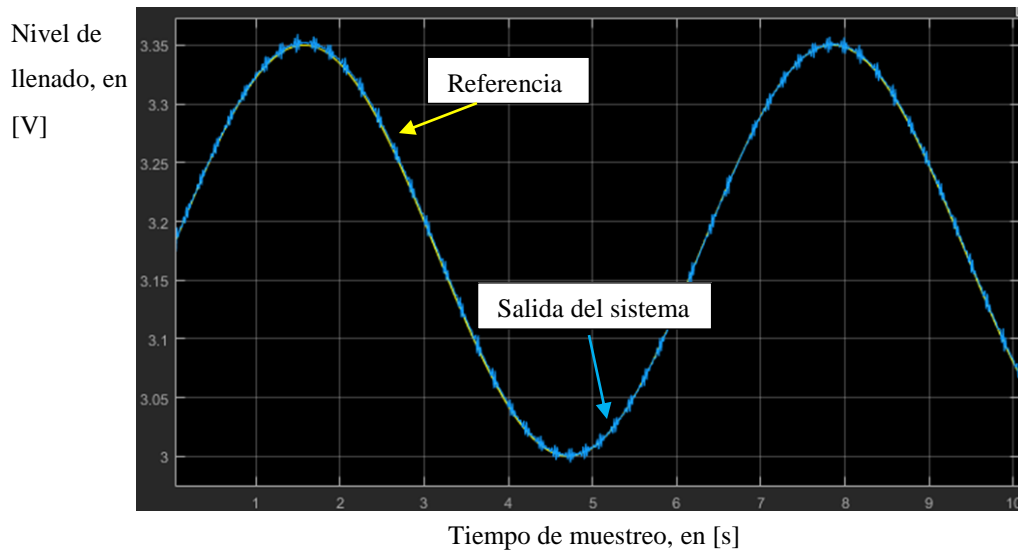


Figura 6.46. Respuesta del sistema con control PID a una variación senoidal en la entrada.

De las figuras 6.45 y 6.46 se puede observar la efectividad en el control por modelo inverso respecto del control PID donde se observa la presencia de sobreimpulso, algo similar sucede frente a una variación de tipo senoidal en la figura 6.46, donde en esta última, la salida del sistema presenta distorsiones respecto de la referencia.

Finalmente se hace necesario señalar que, a pesar de que sólo se ha probado un control en lazo abierto, para poder actuar frente a la ocurrencia de perturbaciones, la alternativa que se puede abordar es la incorporación de entrenamiento on-line, con lo cual se podría compensar el efecto de la perturbación a través del modelo inverso del sistema.

## **7. ANÁLISIS DE RESULTADOS Y CONCLUSIONES**

En este capítulo se presentan los resultados y conclusiones obtenidas al finalizar este trabajo.

### **7.1 Resultados**

De los resultados obtenidos podemos observar la efectividad del uso de las RNA tanto para la identificación como para el control de un sistema no-lineal.

En lo referente a la etapa de identificación, evidenciamos la necesidad de contar con una cantidad suficiente de datos de entrada-salida para el entrenamiento de la RNA. Una condición necesaria para la etapa de muestreo de los datos de entrenamiento de la RNA, es que ésta debe ser controlada por el operador del sistema, en el sentido de que las referencias ingresadas no generen un excesivo nivel de llenado del estanque cónico, lo cual podría provocar el derrame del líquido al sobrepasar el nivel máximo de llenado, esta condición en cierta medida puede considerarse una limitante en el muestreo para entrenamiento de la RNA, dado que los valores de la referencia deben ser controlados manualmente y aplicados en función del nivel de llenado que posee el estanque en ese instante. Para lograr un entrenamiento adecuado de la red, fue necesario realizar una serie de toma de muestras, las cuales por lo general se extendieron por un tiempo prolongado llegando incluso a superar las 12 horas, esta condición debió ser analizada en búsqueda de una disminución de los tiempos de muestreo y de establecimiento del

sistema, aquello considerando que uno de los propósitos de este trabajo a futuro es poder ser utilizado en docencia. Como esta condición de tiempos prolongados está ligada directamente a la constante de tiempo del sistema, optamos por ajustar la válvula de descarga del estanque cónico lo que permitió disminuir dicha constante, siendo el tiempo promedio en alcanzarse el establecimiento de aproximadamente 40 minutos. Si bien en este trabajo para la parte experimental sólo hemos considerado el entrenamiento offline, es posible también la aplicación de entrenamiento online para la RNA, de tal modo de poder ensayar los esquemas de control directo con y sin uso de modelo. En lo experimental, mostramos la importancia de mantener las condiciones de trabajo con que fue entrenada la RNA, en el sentido de procurar operar el sistema bajo el mismo rango de referencias con que fue entrenada la red, de lo contrario el comportamiento de la misma se vuelve inestable, afectando principalmente al actuador dado que la señal de control escapa al rango de trabajo que es capaz de identificar el actuador. En cuanto a la identificación, esta se pudo llevar a cabo a nivel experimental a partir de los datos de entrada-salida obtenidos del modelo del sistema implementado. En este último caso, observamos de qué forma afecta la constante de tiempo del sistema a los datos de entrenamiento, dado que se debía esperar un tiempo considerable para cambiar entre un nivel de referencia y el siguiente, pues debíamos esperar hasta alcanzar el estado estacionario para cada referencia, a lo anterior se suma el hecho de que el actuador posee un umbral de sensibilidad que implica tener una variación de aproximadamente 0.5 V en la señal de control para observar un cambio en su posición de apertura, lo que

afecta al logro de resultados óptimos durante las pruebas de muestreo y control.

En lo referente a la etapa de control, si bien en lo experimental sólo trabajamos con el control por modelo inverso, este esquema fue suficiente para evidenciar que la utilización de una válvula proporcional eléctrica no es la mejor opción como actuador, si lo comparamos con la casi instantaneidad de una válvula neumática en su respuesta a la señal de control. La válvula eléctrica presentó un retardo de aproximadamente 16 segundos en alcanzar su máximo nivel de apertura desde el estado de cierre total de la misma, comprobado durante la experimentación. Además debemos hacer notar que en este proyecto, utilizamos una bomba centrífuga controlada por VDF, lo cual permitió obtener datos y curvas de respuesta más representativos del sistema acorde a lo esperado, dado el flujo de retorno casi constante desde TK-3 a TK-1, lo que permitió mantener una presión casi constante en el fondo de TK-1, traducándose en un flujo constante sin perturbaciones internas hacia TK-2, lo que a su vez nos permitió controlar la altura de llenado en torno a la referencia fijada en 25 cm. Por otra parte, los equipos acondicionadores de señal cumplen un rol fundamental por su capacidad de convertir o adecuar la señal de entrada o salida, hacia o desde la tarjeta de adquisición, la cual ha demostrado un desempeño muy satisfactorio, teniéndose sólo la precaución de realizar la auto-calibración cada vez que se deseaba trabajar con ella. Su incorporación al proyecto se justificó por el costo y soporte disponible por el fabricante, además de la documentación proporcionada por usuarios que la incorporaron en proyectos similares.

Considerando las condiciones de trabajo con la planta implementada, se puede señalar que si bien los resultados son satisfactorios en el sentido que se logra estabilizar la salida en el valor de referencia deseado; el contar con una válvula neumática permitiría probablemente alcanzar mejores resultados, principalmente, reduciendo el tiempo de establecimiento ya que la señal de control se vería reflejada de forma inmediata en el actuador. Sin embargo, para propósitos educativos futuros, la planta y el equipamiento que la compone se consideran satisfactorios ya que permiten el ensayo de los controladores y alcanzar los resultados perseguidos. En lo particular, en el control por modelo inverso implementado, se ha logrado el establecimiento en el valor de referencia. Inicialmente la señal se observa completamente alejada del objetivo, sin embargo, a medida que transcurrió el tiempo, el sistema logró adecuarse a las indicaciones enviadas desde el computador donde se encontraba implementado el esquema de control, lo que demuestra nuevamente la importancia de los tiempos de respuesta de los equipos involucrados principalmente del actuador, importante es monitorear que la señal de control hacia el actuador se encuentre en el rango adecuado de trabajo, de lo contrario el sistema se vuelve inestable. Por otra parte, si bien sólo se ha trabajado con un esquema de control cuyo controlador fue entrenado offline, también es posible hacerlo online.

## 7.2 Conclusiones

Al finalizar y mediante una revisión de los objetivos planteados para este trabajo, se puede concluir lo siguiente:

Luego de una revisión del estado del arte, basado en proyectos con plantas similares, se diseñó un sistema de control de nivel no lineal basado en un estanque cónico, montado en una estructura de tipo modular consistente en cinco armazones metálicos de forma cúbica, las cuales permiten facilidad de montaje y desmontaje para el traslado del sistema. Las dimensiones de la planta se han definido, también en base a lo observado en proyectos similares, resguardándose que tenga una fácil instalación en un ambiente de laboratorio, además de poder ser implementado con materiales y equipos convencionales. Así también, se ha seleccionado la instrumentación necesaria acorde a las variables objeto de control o de manipulación y su comportamiento esperado.

Una vez definido el diseño de la planta, se implementó el sistema de control de nivel no lineal, teniendo consideraciones como el procurar que su vida útil sea prolongada, por ello los estanques de almacenamiento de agua fueron revestidos con fibra de vidrio. Se hizo el cableado y se realizaron pruebas de campo de sensores, actuadores y acondicionadores de señal, verificándose su correcto funcionamiento y compatibilidad. Un factor no señalado, pero que sin lugar a dudas es relevante, es el factor económico, en ese sentido se ha procurado que la implementación sea de bajo costo en la medida de lo posible, para resguardar la viabilidad del proyecto por parte del

autor, esto considerando que en instrumentación el factor económico, es relevante en proyectos de este tipo.

Se analizaron diversas arquitecturas de control factibles de implementar para ensayo de controladores basados en redes neuronales, así como también se vislumbra la posibilidad de realizar trabajos futuros que impliquen investigar o poner a prueba nuevas arquitecturas de control en la planta implementada.

En lo experimental, se ha logrado la identificación del modelo del sistema, así como se ha logrado ensayar la arquitectura de control por modelo inverso de la planta basada en redes neuronales en el sistema implementado, alcanzándose el valor de referencia establecido, con lo cual se evidencia la efectividad de la planta para su propósito como herramienta de ensayo de controladores basados en RNA. Además se ha logrado contrastar, la salida alcanzada en control por el modelo inverso del sistema, con la salida obtenida mediante un sistema basado en controlador PID tradicional.

Finalmente podemos señalar que se ha logrado el objetivo general de Diseñar e implementar un sistema de control de nivel no lineal para ensayos de controladores basados en sistemas inteligentes en particular basados en redes neuronales, lo cual constituye el propósito principal de este trabajo.

Adicionalmente, con la finalidad de ampliar las posibilidades que brinda la planta implementada, se han incorporado un calefactor de agua y un sensor

de temperatura RTD para contar con un sistema que sea no-lineal y multivariable. Los equipos mencionados se encuentran operativos y habilitados para su uso, también se han instalado un flujómetro y un medidor de presión, ambos manejables a través de la plataforma Arduino y comunicables con el PC vía comunicación serial.

Es posible proponer como trabajo futuro, la prueba del esquema de control presentado en [24], lo que implicaría el trabajo con un sistema no-lineal y multivariable, condiciones que en estos momentos la planta implementada puede ofrecer como se indicó en el párrafo anterior.

Por otra parte y como trabajo futuro, se propone la utilización de la planta implementada para propósitos educativos de futuros profesionales en el ámbito del control, la interacción directa con equipos y puesta en práctica de los conocimientos teóricos adquiridos es, sin lugar a dudas, la metodología más adecuada para el desarrollo de las competencias fundamentales asociadas a un ingeniero enfocado en el área de la automatización. Es mediante la realización de prácticas de laboratorio donde el estudiante tiene la posibilidad de adquirir experiencia en técnicas de montaje, pruebas y mediciones en equipos, además de poder realizar la configuración y programación de los mismos, con esto se buscará alcanzar una mejor comprensión y aplicación de los controladores inteligentes.

## 8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] D. F. Sendoya, «¿Qué es el Control Predictivo y Hacia Dónde se Proyecta?», *Publicaciones E Investig.*, vol. 7, p. 53, jun. 2013.
- [2] K. Ogata, *Ingeniería de control moderna*. Pearson Educación, 2003.
- [3] H. M. Nguyen y D. S. Naidu, «Advanced control strategies for wind energy systems: An overview», en *2011 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition*, 2011, pp. 1-8.
- [4] A. Suárez, «Nueva arquitectura de control predictivo para sistemas dinámicos no lineales mediante el uso de redes neuronales.», Tesis, Universidad de Chile, Santiago, Chile, 1998.
- [5] K. S. Narendra y K. Parthasarathy, «Identification and control of dynamical systems using neural networks», *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 1, n.º 1, pp. 4-27, mar. 1990.
- [6] W. S. McCulloch y W. Pitts, «A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity», *Bull. Math. Biophys.*, vol. 5, n.º 4, pp. 115-133, dic. 1943.
- [7] D. O. Hebb, *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. Psychology Press, 2005.
- [8] «La Neurona». [En línea]. Disponible en: <http://webpace.ship.edu/cgboer/genesp/neuronas.html>. [Accedido: 22-nov-2019].
- [9] M. Norgaard, O. Ravn, N. K. Poulsen, y L. K. Hansen, *Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems: A Practitioner's Handbook*. London: Springer-Verlag, 2000.
- [10] D. Pham y X. Liu, *Neural Networks for Identification, Prediction and Control*. London: Springer-Verlag, 1995.
- [11] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, y R. J. Williams, «Learning representations by back-propagating errors», *Nature*, vol. 323, n.º 6088, pp. 533-536, oct. 1986.
- [12] «Identificación de Sistemas. Aplicación al modelado de un motor de continua.» [En línea]. Disponible en: <http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:UkGrTzhNRaMJ:ftp://ftp.unicauca.edu.co/Facultades/FIET/DEIC/Materias/Identificacion/documentos/Ricardo%2520Garc%25EDa%2520L%25F3pez/Identif.pdf+%&cd=1&hl=es-419&ct=clnk&gl=cl>. [Accedido: 03-sep-2019].

- [13] I. J. Leontaritis y S. A. Billings, «Input-output parametric models for non-linear systems Part I: deterministic non-linear systems», *Int. J. Control*, vol. 41, n.º 2, pp. 303-328, feb. 1985.
- [14] R. F. López y J. M. F. Fernández, *Las Redes Neuronales Artificiales*. Netbiblo, 2008.
- [15] K. J. Nidhil, S. Sreeraj, B. Vijay, y V. Bagyaveereswaran, «System identification using artificial neural network», en *2015 International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies [ICCPCT-2015]*, 2015, pp. 1-4.
- [16] M. Sun, He Haigang, y Kong Ying, «Identification of nonlinear time-varying systems using time-varying dynamic neural networks», en *Proceedings of the 32nd Chinese Control Conference*, 2013, pp. 1911-1916.
- [17] H. González, M. S. Dutra, y O. Lengerke, «Identification and modeling for non-linear dynamic system using neural networks type MLP», presentado en *Proceedings of the 2009 Euro American Conference on Telematics and Information Systems: New Opportunities to increase Digital Citizenship*, 2009, p. 26.
- [18] R. Valverde y D. Gachet, «Identificación de sistemas dinámicos utilizando redes neuronales RBF», *Rev. Iberoam. Automática E Informática Ind. RIAI*, vol. 4, n.º 2, pp. 32-42, abr. 2007.
- [19] A. Rahrooh y S. Shepard, «Identification of nonlinear systems using NARMAX model», *Nonlinear Anal. Theory Methods Appl.*, vol. 71, n.º 12, pp. e1198-e1202, dic. 2009.
- [20] M. Norgaard, O. Ravn, L. K. Hansen, y N. K. Poulsen, «The NNSYSID toolbox-a MATLAB(R) toolbox for system identification with neural networks», en *Proceedings of Joint Conference on Control Applications Intelligent Control and Computer Aided Control System Design*, Dearborn, MI, USA, 1996, pp. 374-379.
- [21] V. A. Rodríguez-Toro, J. E. Garzón, y J. A. López, «Control Neuronal por Modelo Inverso de un Servosistema Usando Algoritmos de Aprendizaje Levenberg-Marquardt y Bayesiano.», p. 6.
- [22] A. Gómez y R. Correa, «Implementación de un sistema de control predictivo multivariable en un horno», *Dyna*, vol. 76, n.º 157, pp. 195-203, ene. 2009.
- [23] F. R. Rubio y M. J. L. Sánchez, *Control adaptativo y robusto*. Universidad de Sevilla, 1996.

- [24] J. G. Arancibia, C. A. Bravo, y R. C. Castro, «Control predictivo/adaptativo de sistemas complejos utilizando técnicas de ingeniería neuronal», *Rev. Ing. Univ. Medellín*, vol. 17, n.º 33, pp. 157-172, mar. 2018.
- [25] R. J. Rajesh, R. Preethi, P. Mehata, y B. J. Pandian, «Artificial neural network based inverse model control of a nonlinear process», en *2015 International Conference on Computer, Communication and Control (IC4)*, 2015, pp. 1-6.
- [26] G. Manohar, V. Elakkiya, P. Stanley, y R. Sudha, «Neural network based level control in two tank conical interacting system», en *2013 7th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO)*, 2013, pp. 194-196.
- [27] V. R. Ravi, T. Thyagarajan, y B. Puviyarasi, «Centralised neuro controller for two conical tank interacting level system», en *2012 IEEE International Conference on Advanced Communication Control and Computing Technologies (ICACCCT)*, 2012, pp. 343-347.
- [28] N. S. Bhuvaneshwari, G. Uma, y T. R. Rangaswamy, «Adaptive and optimal control of a non-linear process using intelligent controllers», *Appl. Soft Comput.*, vol. 9, n.º 1, pp. 182-190, ene. 2009.
- [29] V. Sivanandam y R. Kannan, «Modeling and controller design for a Conical tank process using Radial Basis Function neural network», ago. 2018.
- [30] S. Bhadra *et al.*, «Implementation of Neural Network Based Control Scheme on the Benchmark Conical Tank Level System», en *2019 IEEE 9th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, 2019, pp. 0556-0560.
- [31] L. F. Plaza Gálvez, «Modelamiento Matemático para vaciado de Tanques», *Sci. Tech.*, vol. 22, p. 89, mar. 2017.
- [32] O. Omidvar y D. L. Elliott, Eds., *Neural systems for control*. San Diego: Academic Press, 1997.
- [33] K. J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Żbikowski, y P. J. Gawthrop, «Neural networks for control systems—A survey», *Automatica*, vol. 28, n.º 6, pp. 1083-1112, nov. 1992.
- [34] P. Aravind, M. Valluvan, y S. Ranganathan, «Modelling and Simulation of Non Linear Tank», vol. 2, n.º 2, p. 8.
- [35] R. Murray-Smith, D. Neumerkel, y D. Sbarbaro-Hofer, «Neural networks for modelling and control of a non-linear dynamic system», en

*Proceedings of the 1992 IEEE International Symposium on Intelligent Control*, 1992, pp. 404-409.

[36] M. H. Beale, M. T. Hagan, y H. B. Demuth, «Neural Network Toolbox™ 7», p. 951.

## 9. ANEXOS

### 9.1 Información técnica complementaria de equipos utilizados en la planta implementada.

#### 9.1.1 Medidor de nivel ultrasónico Dinel ULM – 53N-02-I.

LED	COLOR	FUNCIÓN
STATE	VERDE	<p><b>Parpadeo lento</b> (1.. 2 s, depende del intervalo de medición) - Recepción de la señal reflejada (eco) del nivel medido. Función correcta.</p> <p><b>Parpadeo rápido</b> - el valor medido se encuentra en "zona muerta" del medidor de nivel, o el emisor de ultrasonidos está contaminada.</p> <p><b>Oscuro</b> - sin reflexión eco. Wrong tipo de medio o instalación incorrecta (mal funcionamiento).</p>
MENU	AMARILLO	<p><b>Parpadeo lento</b> - señalización de establecimiento de límites 4 mA (0 V).</p> <p><b>Parpadeo rápido</b> - señalización ajuste de límite 20 mA (10 V).</p> <p><b>Tres parpadeos cortos</b> - Ajuste predeterminado de fábrica señalización</p>

Después de que el indicador de nivel se ha instalado, se debe configurar utilizando los botones "UP" "DOWN" y (ver figura 9.1). El indicador LED "MENU" indica el procedimiento en curso de puesta en marcha del medidor de nivel. Puede configurar el "modo básico", que mide la altura del nivel y configurar el "modo inverso" para medir distancias.



Figura 9.1. Detalle componentes sensor ultrasónico.  
Fuente: <http://www.dinel.cz>

a) Modo básico:

Low margin (4 mA or 0 V) setting up

1. El estanque se llena hasta el nivel requerido.
2. Pulse el botón "DOWN" durante al menos 2 segundos para activar el modo de configuración (el indicador LED parpadea "MENÚ" lentamente). Mantenga pulsado el botón "DOWN" durante otros 3 segundos para establecer directamente el valor de 4 mA (0 V). En este caso, el punto 3 puede ser omitido.
3. Pulse los botones "Down" y "Up" con precisión hasta alcanzar la configuración deseada realizando un ajuste escalonado.
4. Pulse ambos botones simultáneamente durante al menos 1 segundo para confirmar el ajuste de los valores.
5. No se puede realizar otro ajuste antes de 2 seg. después de liberar los botones.

#### High margin (20 mA or 10 V) setting up

1. El estanque se llena hasta el nivel requerido.
2. Pulse el botón "UP" durante al menos 2 segundos para activar el modo de puesta en marcha (el indicador LED "MENU" parpadea rápido). Mantenga pulsado el botón "UP" durante otros 3 segundos para establecer directamente el valor de 20 mA (10 V).
3. Pulse los botones "Down" y "Up" con precisión hasta alcanzar la configuración deseada realizando un ajuste escalonado.
4. Pulse ambos botones simultáneamente durante al menos 1 segundo para confirmar el ajuste de los valores.
5. No se puede realizar otro ajuste antes de 2 seg. después de liberar los botones.

#### b) MODO INVERSO

##### Low margin (20 mA or 10 V) setting up

1. El estanque se llena hasta el nivel requerido.
2. Pulse el botón "UP" durante al menos 2 segundos para activar el modo de puesta en marcha (el indicador LED "MENU" parpadea rápido). Mantenga pulsado el botón "UP" durante otros 3 segundos para establecer directamente el valor de 20 mA (10 V).
3. Pulse los botones "Down" y "Up" con precisión hasta alcanzar la configuración deseada realizando un ajuste escalonado.
4. Pulse ambos botones simultáneamente durante al menos 1 segundo para confirmar el ajuste de los valores.

5. No se puede realizar otro ajuste antes de 2 seg. después de liberar los botones.

High margin (4 mA or 0 V) setting up

1. El tanque se llena hasta el nivel requerido.
2. Pulse el botón "DOWN" durante al menos 2 segundos para activar el modo de puesta en marcha (el indicador LED "MENU" parpadea lentamente). Mantenga pulsado el botón "DOWN" durante otros 3 segundos para establecer directamente el valor de 4 mA (0 V).
3. Pulse los botones "Down" y "Up" con precisión hasta alcanzar la configuración deseada realizando un ajuste escalonado.
4. Pulse ambos botones simultáneamente durante al menos 1 segundo para confirmar el ajuste de los valores.
5. No se puede realizar otro ajuste antes de 2 seg. después de liberar los botones.

### **ADVERTENCIA**

En caso de que el nivel alcance la zona muerta (el indicador LED "ESTADO" parpadea rápido), el modo de instalación termina al instante y es inaccesible, siempre y cuando el nivel se mantenga dentro de la zona muerta. En caso de que no se pulse ningún botón durante el "modo de puesta en marcha" durante un tiempo máximo de 20 segundos, el medidor de nivel retorna al modo de medición. No se guardarán los nuevos valores ajustados.

## **AJUSTES PREDETERMINADOS DE FÁBRICA**

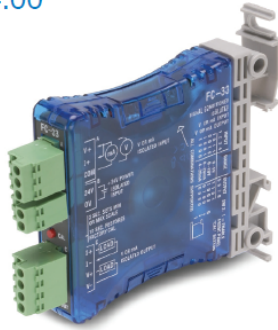
1. Desconectar el medidor de nivel de la fuente de alimentación (por ejemplo, desconectando el conector).
2. Sin alimentación, presionar simultáneamente los botones "Down" y "UP".
3. Conecte la fuente de alimentación, los botones "Down" y "UP" todavía se mantienen presionados.
4. Espere aproximadamente por 2 seg. hasta que se produzcan 3 destellos cortos del LED "MENU". Luego, suelte los dos botones.
5. Ahora el medidor de nivel se encuentra en la configuración por defecto (de fábrica).

### **9.1.2 Acondicionador de señal FC-33 Automation Direct**

A continuación se presentan las características eléctricas más relevantes proporcionadas para el acondicionador de señal FC-33, por el fabricante Automation Direct.

# FC-33 DC Selectable Signal Conditioner

\$124.00



## Overview

The FC-33 is a DIN-rail or side-mount, selectable input/output signal conditioner with 1500 VDC isolation between input and output, and 1500 VDC isolation between 24-volt power and input/output. The field configurable input/output types allow a wide ranging capability for 0-5V, 0-10V, 0-20 mA and 4-20 mA signals. The FC-33 has built-in self-calibration, but also has OFFSET (zero) and SPAN (full scale) adjustments of the output signal. The OFFSET has an adjustment range of 0 to 25% of full scale input and the SPAN has an adjustment of 80% to 102%.

**Level LED:** The LED is a powerful tool when setting up the signal conditioner. During normal operation the LED will blink at a proportional rate to the selected input signal level. When performing field calibration the LED is used for indication of the internal calibration process.

**CAL-Pushbutton:** This pushbutton, along with various switch settings, allows you to calibrate the OFFSET and/or SPAN for your application or to restore factory default calibration.

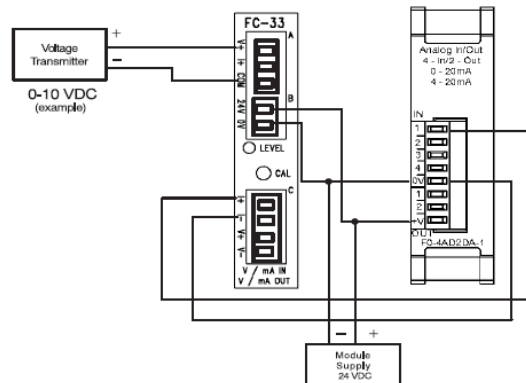
Specifications	
<b>Input Ranges</b>	0-5 V, 0-10 V, 0-20 mA, 4-20 mA
<b>Input Impedance</b>	250 $\Omega$ , $\pm 0.1\%$ current input 200 K $\Omega$ / 400 K $\Omega$ Voltage input
<b>Output Ranges</b>	0-5 V, 0-10 V, 0-20 mA, 4-20 mA
<b>Load Impedance</b>	2 K $\Omega$ minimum, voltage output 0 $\Omega$ minimum, current output
<b>Maximum Load / Current</b>	550 $\Omega$ @ 24 VDC (sink/source)
<b>Sample Duration Time</b>	10 mS
<b>Filter Characteristic</b>	-3 dB @ 3 Hz, -6 dB/octave
<b>Linearity Error</b>	0.05% FSO maximum
<b>Stability</b>	0.05% FSO maximum
<b>Accuracy vs. Temperature</b>	0.005%/°C, (50ppm/°C)
<b>Input Power</b>	24 VDC, $\pm 10\%$ @ 50 mA
<b>Recommended Fuse</b>	0.032 mA, Series 217, current inputs
<b>Isolation</b>	1500 VDC input - output* 1500 VDC power - input* 1500 VDC power - output* *applied for 1 second
<b>Maximum Inaccuracy of Output</b>	0.05% @ 25°C, FSO maximum 0.25% @ 0-60°C, FSO maximum
<b>Output Current</b>	21 mA maximum (for mA output)
<b>Approx. Field Cal. Range</b>	0 - 25% (0 - 1.5 V / 5 V mode) 80% - 102% (4 - 5.1 V / 5 V mode)
<b>Operating Temperature</b>	0-60°C (32 to 140°F)
<b>Storage Temperature</b>	-20 to 70°C (-4 to 158°F)
<b>Relative Humidity</b>	5 to 90% (non-condensing)
<b>Vibration</b>	ML STD 810C 514.2
<b>Shock</b>	ML STD 810C 516.2
<b>Noise Immunity</b>	NEMA ICS3-304

## Application

The FC-33, field configurable isolated input/output signal conditioner, is useful in eliminating ground loops and interfacing sensors to PLC analog input modules. The FC-33 has 3-way isolation; this feature solves many types of configuration problems. For example, the signal conditioner can be configured for a sinking input and a sourcing output. It also allows signal translation from current input to voltage output or voltage input to current output.

This feature would be useful in a system design with a limited type and number of channels – for example: eight channels of 0-10 VDC, seven of which are used, and one 4-20 mA input transmitter.

### Typical User Wiring



Voltage Input and Current Output (example)

### 9.1.3 Relé de nivel Zelio RM4LA32 - Telemecanique

El relé de control monitorea el nivel de líquidos y controla el accionamiento de las bombas o las válvulas ejecutando vaciado o llenado de tanques. También pueden controlar la dosificación de líquidos en procesos de mezcla y proteger elementos de calefacción (figura 9.2).

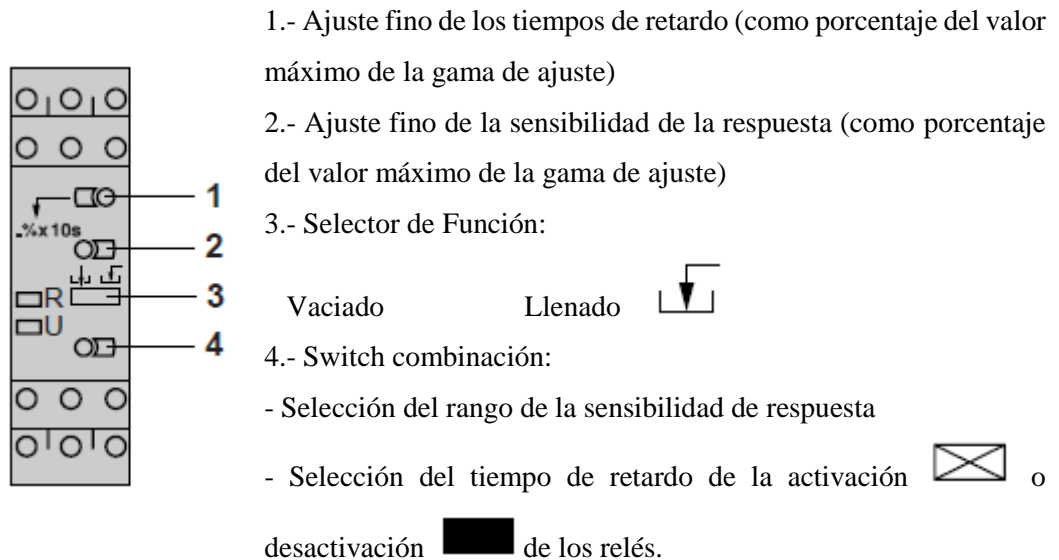


Figura 9.2. Descripción selectores de configuración de relé de nivel Zelio.

Fuente: <http://www.farnell.com/datasheets/19783.pdf>

El conexionado del controlador de nivel y los electrodos se muestra en la figura 9.3 y 9.4.

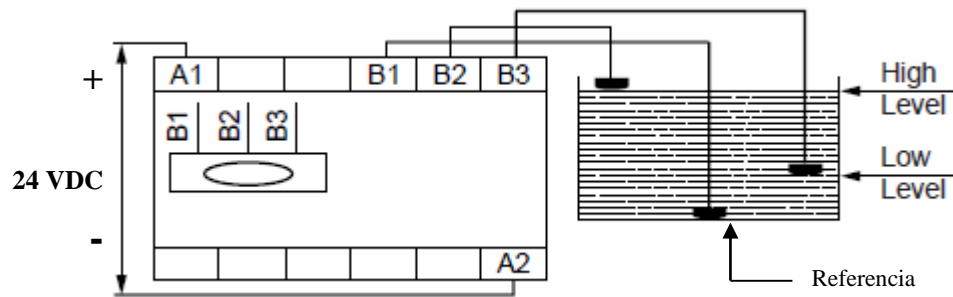
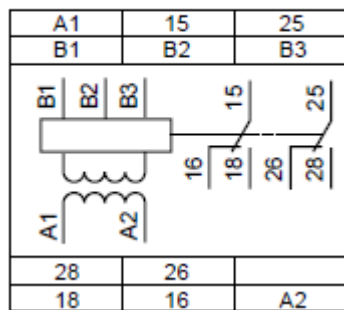


Figura 9.3. Conexión de electrodos y relé de nivel.  
 Fuente: <http://www.farnell.com/datasheets/19783.pdf>

**RM4LA32**



- A1–A2      Supply Voltage
- B1, B2, B3      Electrodes  
(see table below)
- 15–18      1<sup>st</sup> C/O contact  
of the output relay
- 15–16      2<sup>nd</sup> C/O contact  
of the output relay
- 25–28
- 25–26

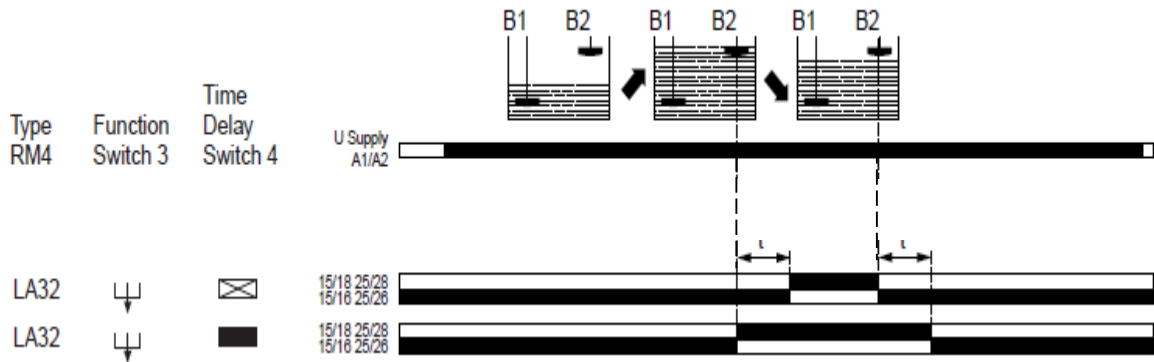
**Electrode and Level Controlled**

B1	Reference or tank ground electrode
B2	High Level
B3	Low Level

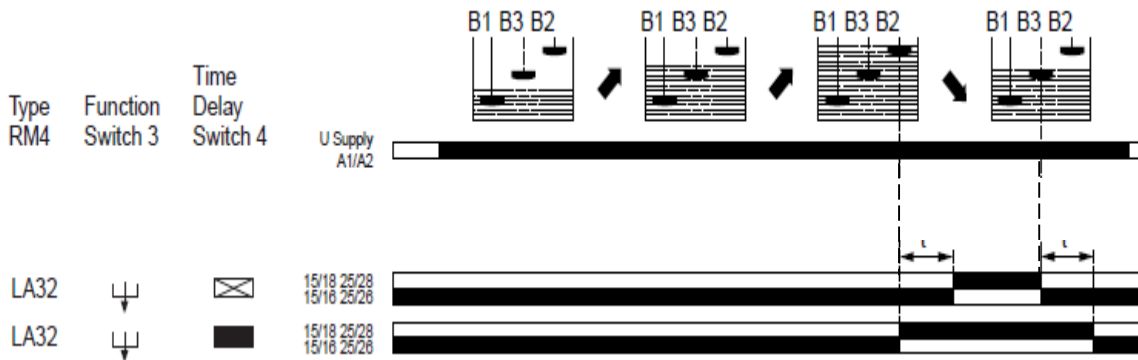
Figura 9.4. Detalles de bornera de conexión en relé de nivel.  
 Fuente: <http://www.farnell.com/datasheets/19783.pdf>

A continuación se presentan las posibles configuraciones de aplicación para el relé de nivel Zelio.

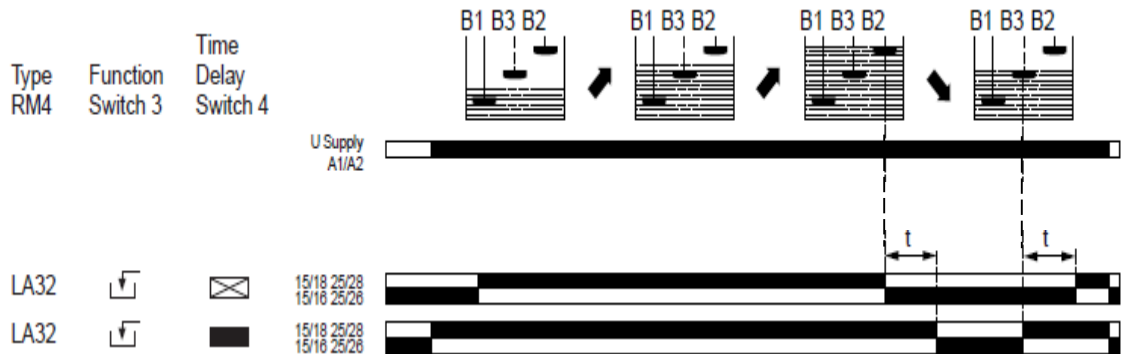
Caso A: Función de vaciado, detección de nivel máximo con 2 electrodos.



Caso B: Función de vaciado, regulación entre un nivel máximo y un mínimo con 3 electrodos.



Caso C: Función de llenado, regulación entre un nivel máximo y un mínimo con 3 electrodos.



## 9.1.4 Fuente de poder Rhino 0-24 Vdc.

# RHINO PSB Series DIN rail Power Supplies

### Single-Phase Input

AutomationDirect's RHINO PSB series of DIN rail power supplies is perfect for applications that require a basic DC voltage power supply. These low cost power supplies offer high performance and reliability without all the additional features of higher cost full-featured power supplies. The following models in the RHINO PSB series are available with universal single-phase input and with output voltages of 12 and 24VDC from 15 to 480 Watts. The rugged plastic and aluminum housings easily install with integral 35mm DIN-rail mounting adapters. These high-quality power supplies include overload, overvoltage and thermal protection, and are UL 508 listed, UL 60950 recognized, CSA certified, CE marked and RoHS compliant.

### Features

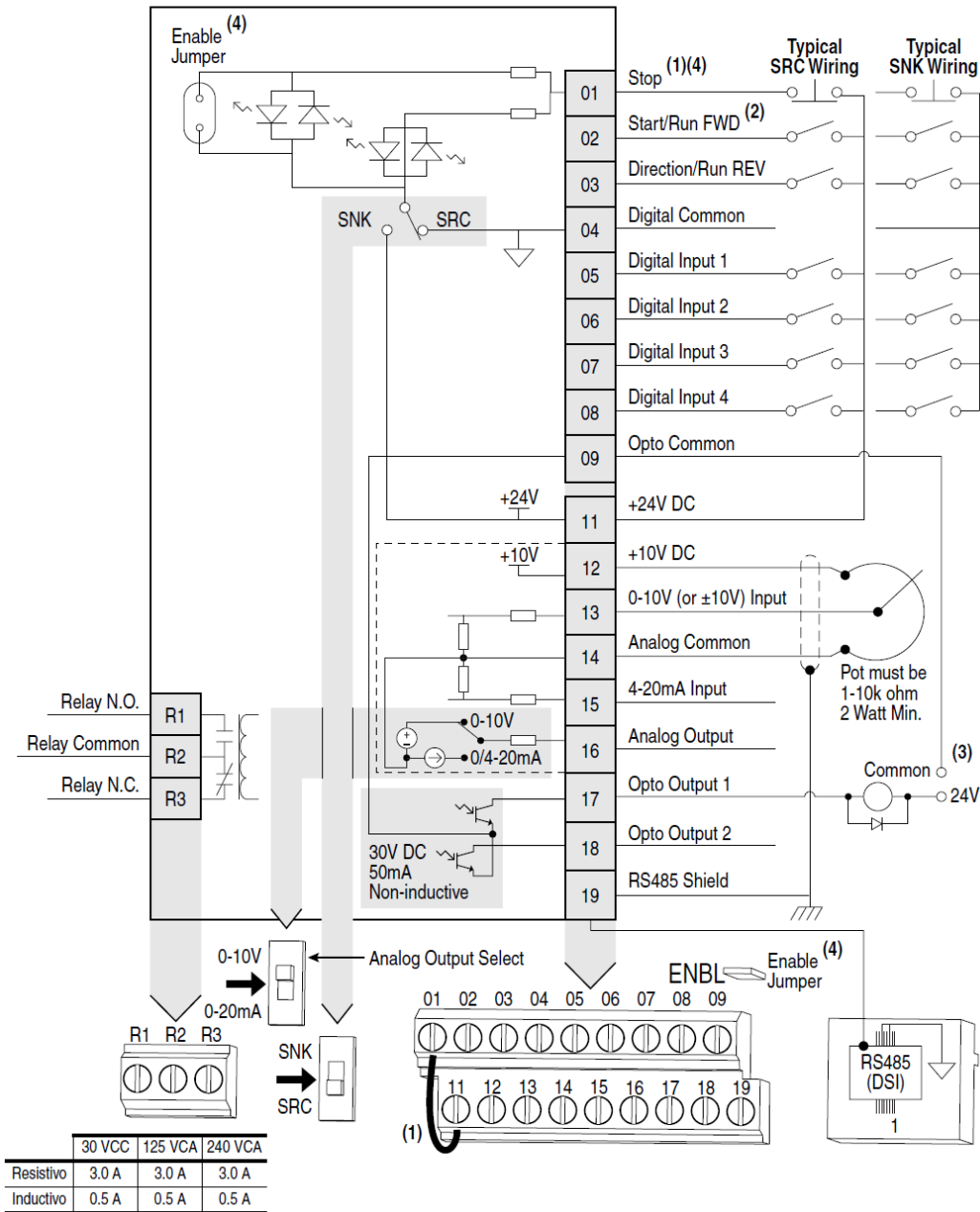
- Universal input voltage, 120/240 VAC or 120–375 VDC single phase
- 24VDC or 12VDC outputs, 15 to 480 Watts
- Adjustable output voltage
- Rugged plastic or aluminum housings with integral 35mm DIN-rail mounting adapters
- Output voltage status LED
- Robust fixed-screw terminal strips with finger-safe covers
- Overload, overvoltage and thermal protection
- UL 508 listed, UL 60950 recognized, CSA certified, CE marked and RoHS compliant
- Three year warranty



PSB Single-Phase Series Input Specifications											
Part No.	Price	Weight	Housing	Input Voltage	Input Frequency Range	Max. Input Current	Inrush Current Limitation $I_{t1}$ @ 77°F [ $+25^{\circ}$ C] typ.	Leakage Current	Recommended Circuit Breaker	Hold-Up Time at Nominal Load (Typ.) (Mains Buffering)	Turn-on Time
PSB12-015-P	\$22.00	0.175 kg [0.39 lb]	Plastic			<0.37 A @ 115VAC, <0.22 A @ 230VAC	<30A @ 115 AC, <65A @ 230VAC		6A "B"		
Part No.	Output Voltage (Vnom) / Adjustment Range	Output Power	Output Current	Ripple and Noise (20MHz)	Startup with Capacitive Loads	Derating	Max Power Dissipation Idling / Nominal Load Approx.	Efficiency	MTBF		
PSB12-015-P	12VDC $\pm$ 2%/11–14VDC (maximum power <15W)	15W	1.25 A		Max 5,000 $\mu$ F		$\leq$ 3.2 W	83.5% Min @ 115VAC & 83% Min @ 230VAC			

## 9.1.5 Variador de frecuencia PowerFlex 40

Diagrama del bloque de cableado de control



P036 [Start Source]	Paro	Terminal de E/S 01 "Paro"
Teclado	Según P037	Inercia
3 hilos	Según P037	Según P037
2 hilos	Según P037	Inercia
Puerto RS485	Según P037	Inercia

(1) **Importante:** el terminal de E/S 01 siempre es una entrada de paro por inercia excepto cuando P036 [Start Source] se establece para control de "Tres Hilos" o "Av/Ret.Impul". En el control de tres hilos, el terminal de E/S 01 está controlado por P037 [Stop Mode]. Todas las demás fuentes de paro están controladas por P037 [Stop Mode].

### Designaciones de terminales de E/S de control

No.	Señal	Opción predeterm. en la fábrica	Descripción	Parám.
R1	Relé N. A.	Fault	Contacto normalmente abierto para el relé de salida.	A055
R2	Común de relé	–	Común del relé de salida.	
R3	Relé N.C.	Fault	Contacto normalmente cerrado del relé de salida.	A055
	Microinterruptor de selección de salida analógica	0–10 V	Establece la salida analógica en voltaje o corriente. Los ajustes deben corresponder con A065 [Analog Out Sel].	
	Microinterruptor de drenador/surtidor	Surtidor (SRC)	Las entradas se pueden cablear como drenador (SNK) o surtidor (SRC) mediante ajustes de los microinterruptores.	
01	Paro <sup>(1)</sup>	Coast	Es necesario que esté presente el puente instalado en fábrica o una entrada normalmente cerrada para que arranque el variador.	P036 <sup>(1)</sup>
02	Arranque/Marcha AVANCE	Not Active	El comando proviene del teclado integrado de manera predeterminada. Para inhabilitar la operación inversa, consulte A095 [Reverse Disable].	P036, P037
03	Dir/marcha REV	Not Active		P036, P037, A095
04	Común digital	–	Para entradas digitales. Electrónicamente aisladas con entradas digitales de E/S analógicas y salidas ópticas.	
05	Entrada digital 1	Preset Freq	Se programa con A051 [Digital In1 Sel].	A051
06	Entrada digital 2	Preset Freq	Se programa con A052 [Digital In2 Sel].	A052
07	Entrada digital 3	Local	Se programa con A053 [Digital In3 Sel].	A053
08	Entrada digital 4	Jog Forward	Se programa con A054 [Digital In4 Sel].	A054
09	Común opto.	–	Para las salidas con acoplamiento óptico. Electrónicamente aisladas con salidas ópticas de E/S analógicas y entradas digitales.	
11	+24 VCC	–	Referenciada al común de las señales digitales. Potencia suministrada por el variador para las entradas digitales. La corriente máxima de salida es de 100 mA.	
12	+10 VCC	–	Referenciada al común de las señales analógicas. Alimentación eléctrica suministrada por el variador para el potenciómetro externo de 0–10 V. La corriente máxima de salida es de 15 mA.	P038
13	Ent. $\pm 10$ V <sup>(2)</sup>	Not Active	Para la alimentación de entrada externa de 0–10 V (unipolar) o $\pm 10$ V (bipolar) (impedancia de entrada = 100 k ohms) o deslizador de potenciómetro.	P038, A051-A054, A123, A132
14	Común analógico	–	Para ent. de 0–10 V o de 4–20 mA. Electrónicamente aisladas con entradas y salidas analógicas de E/S digitales y salidas ópticas.	
15	Ent 4–20 mA <sup>(2)</sup>	Not Active	Para alimentación externa de entrada de 4–20 mA (impedancia de entrada = 250 ohms).	P038, A051-A054, A132
16	Salida analógica	OutFreq 0–10	La salida analógica predeterminada es de 0–10 V. Para convertir a un valor de corriente, cambie el microinterruptor "Selección de salida analógica" a 0–20 mA. Se programa con A065 [Analog Out Sel]. El valor analógico máximo se puede escalar con A066 [Analog Out High]. Carga máxima: 4–20 mA = 525 ohms (10.5 V) 0–10 V = 1 k ohm (10 mA)	A065, A066
17	Salida Óptica 1	MotorRunning	Se programa con A058 [Opto Out1 Sel].	A058, A059, A064
18	Salida Óptica 2	At Frequency	Se programa con A061 [Opto Out1 Sel].	A061, A062, A064
19	Blindaje RS485 (DSI)	–	Cuando se use el puerto de comunicaciones RS485 (DSI) deberá conectarse el terminal a la tierra de seguridad (PE).	

## 9.1.6 Transmisor de temperatura Flextop 2211

### Technical Data

#### Input

Digital accuracy	See „Measuring ranges“
CJC-compensation {1}	Local < 0.5°C Remote < 0.2°C
RTD measuring current	0.2 mA, continuously
Cable resistance (3-/4-wire)	T > 600°C: Max. 20 Ohm/wire {1} T < 600°C: Max. 30 Ohm/wire {1}
Protection	+/- 35 V <sub>dc</sub>
Suppression	50 and 60 Hz
Resolution	16 bit
Repeatability	< 0.05°C

#### Output

Signal span	4...20 mA, 2-wire {1} 20...4 mA, 2-wire {1}
Accuracy	< 0.1% of signal span
Supply range	6.5...35 V <sub>dc</sub>
Ripple immunity	3 V <sub>rms</sub>
Load equation	$R_L \leq (V_{cc} - 6.5)/23$ [kOhm]
Up/Down scaling limits	23 mA/3.5 mA {1}
Damping	0...30 sec. {1}
Response time (t <sub>90</sub> )	Pt100 1.0 sec. ; T/C 1.6 sec.
Resolution	12 bit

#### Environmental conditions

Operating temperature	-40...85°C
Storage temperature	-55...90°C
Humidity	< 98% RH, condensing
Vibrations	Lloyds Register, test 2

#### EMC data

Immunity	EN 61326
Emission	EN 61326
NAMUR	NE 21

#### Approval (Demko) EEx ia IIC T5/T6, ATEX II 1G

Supply range	6.5...30 V <sub>dc</sub>
Internal inductivity	$L_i \leq 15 \mu\text{H}$
Internal capacity	$C_i \leq 5 \text{nF}$
Barrier data	$U \leq 30 V_{dc}$ ; $I \leq 0.1 \text{ A}$ ; $P \leq 0.75 \text{ W}$
Temperature class	T1...T5: -40 < T <sub>amb</sub> < 85°C T1...T6: -40 < T <sub>amb</sub> < 50°C

#### Approval FM (Application Manual 2211-8900)

Explosion proof	Class I, Div 1, Groups A, B, C, D
Non incendive	Class I, Div 2, Groups A, B, C, D
Dust proof	Class II, Div 1, Groups E, F, G
Fibres	Class III, Div 1
Temperature class	T1...T5: -40 < T <sub>amb</sub> < 85°C T1...T6: -40 < T <sub>amb</sub> < 50°C

#### Mechanical data

Dimensions	ø44 x 26.3 mm
Protection class	Housing: IP 55 Terminals: IP 10

#### Other data

Isolation	3.75 kV <sub>ac</sub>
Temperature drift	Typ. 0.003% per °C Max. 0.01% per °C
Power-on time	1.8...3.9 sec.

#### Test conditions

Configuration	Pt100; 0...100°C
Amb. temperature	23°C +/- 2°C

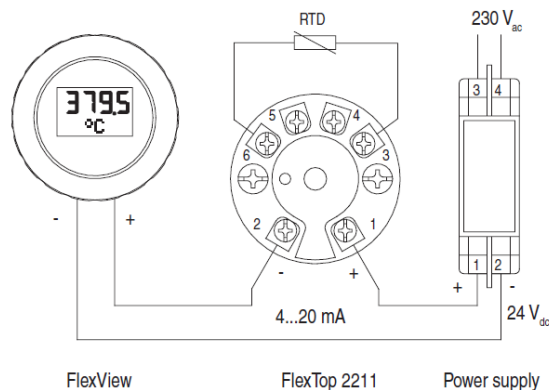
#### Disposal of product and packing

According to national laws or by returning to manufacturer

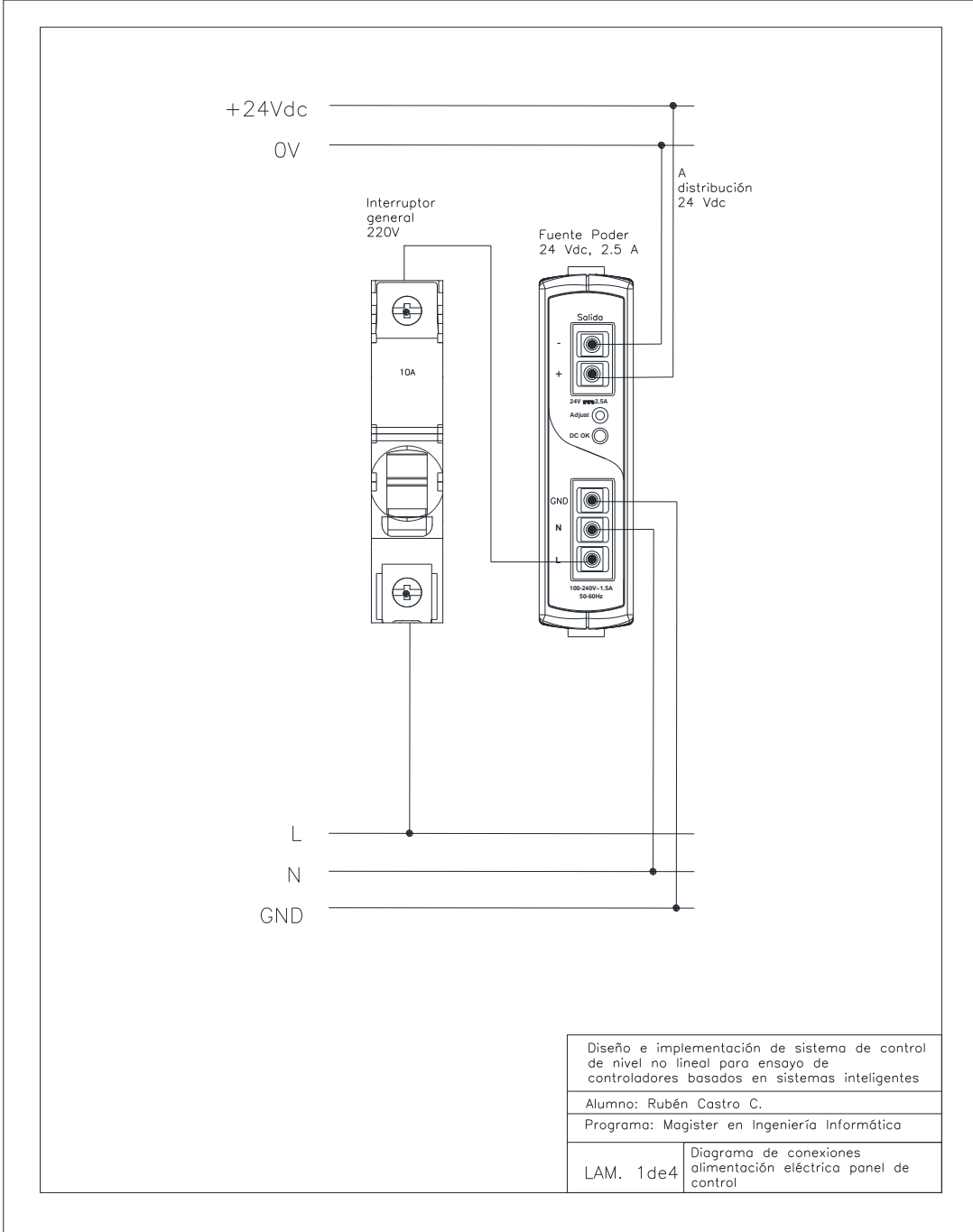
#### Note

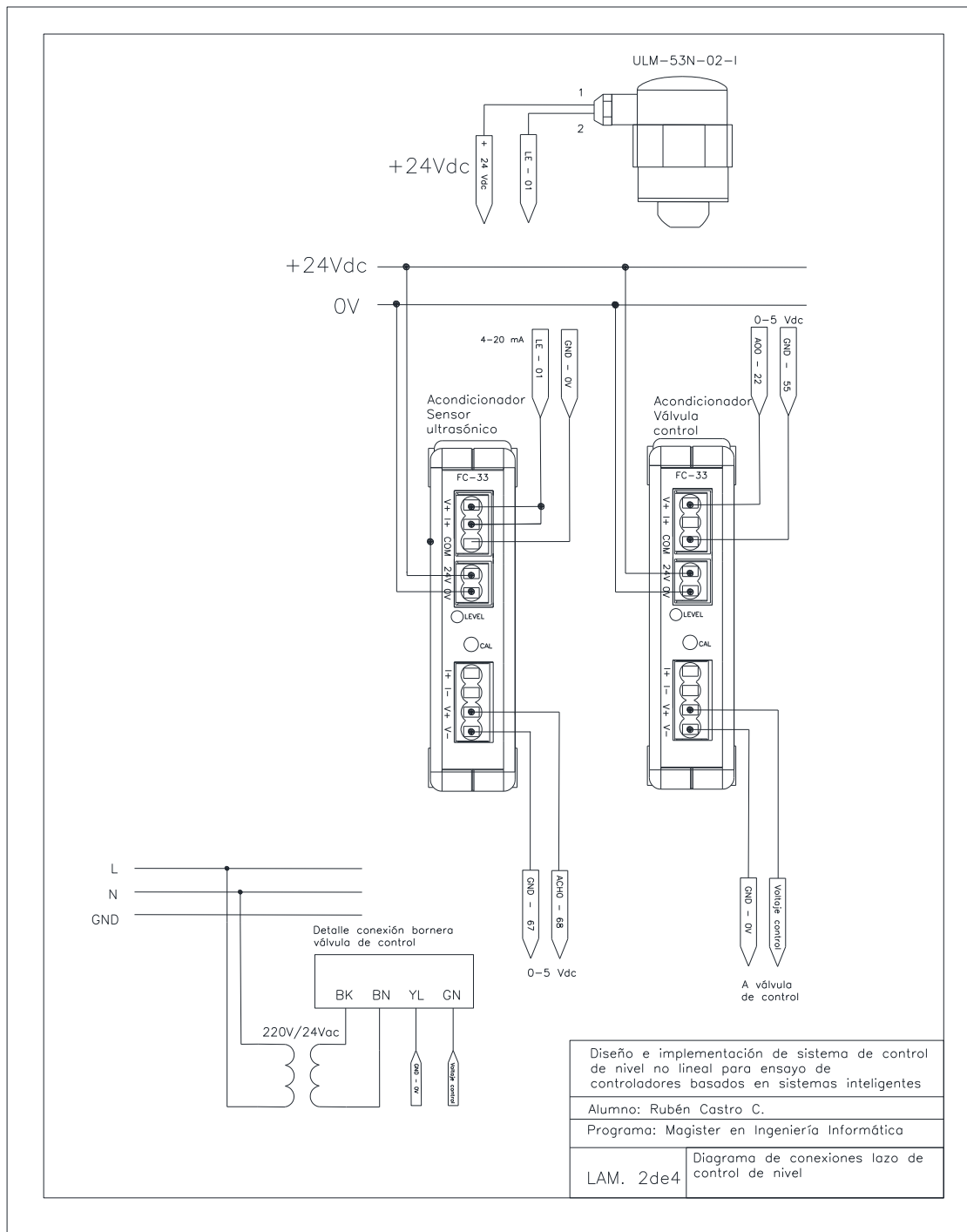
{1} Configurable

### Example of Application



## 9.2 Diagramas de conexiones eléctricas de fuerza y control





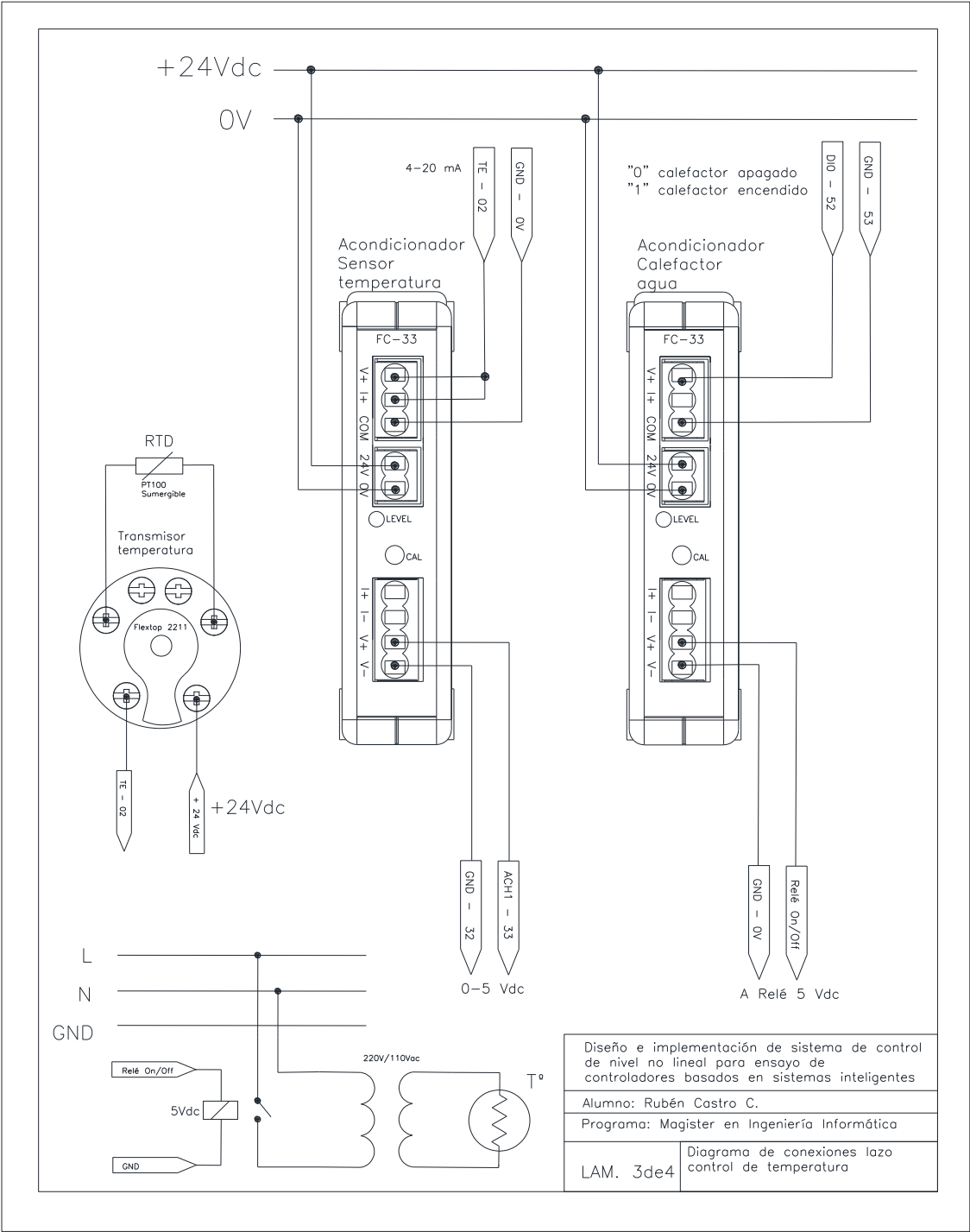
Diseño e implementación de sistema de control de nivel no lineal para ensayo de controladores basados en sistemas inteligentes

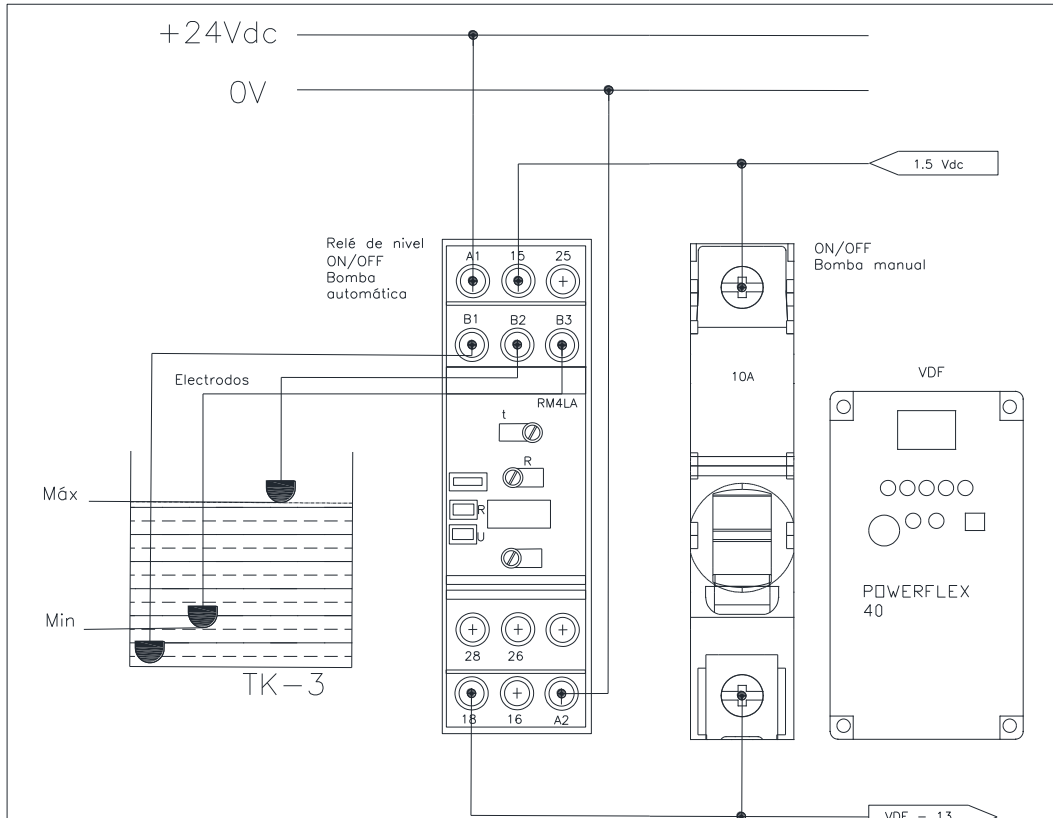
Alumno: Rubén Castro C.

Programa: Magister en Ingeniería Informática

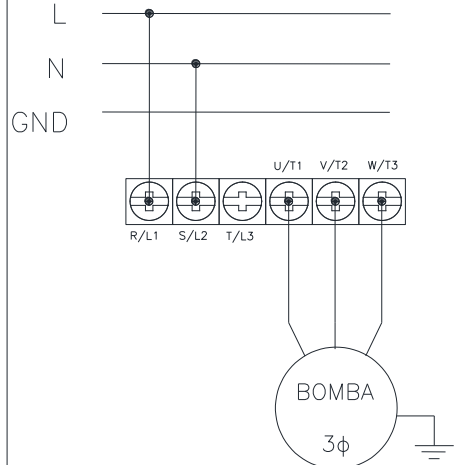
LAM. 2de4

Diagrama de conexiones lazo de control de nivel

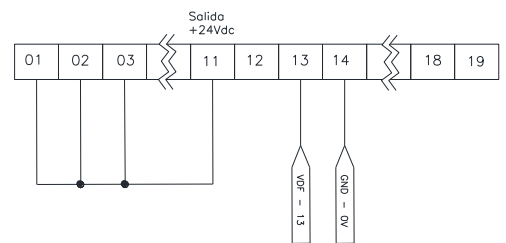




Detalle conexión bornera de potencia Powerflex 40



Detalle conexión bornera de control Powerflex 40



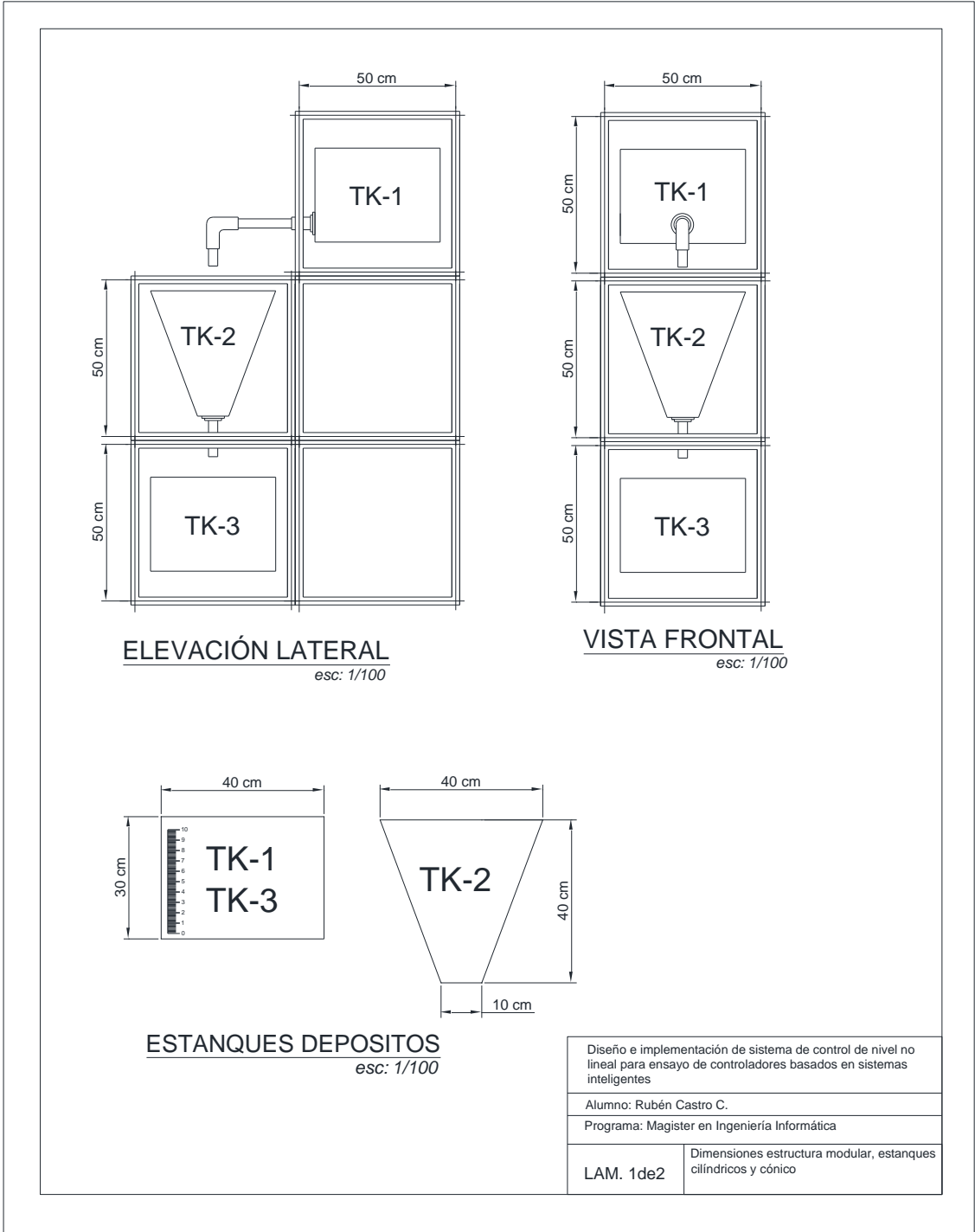
Diseño e implementación de sistema de control de nivel no lineal para ensayo de controladores basados en sistemas inteligentes

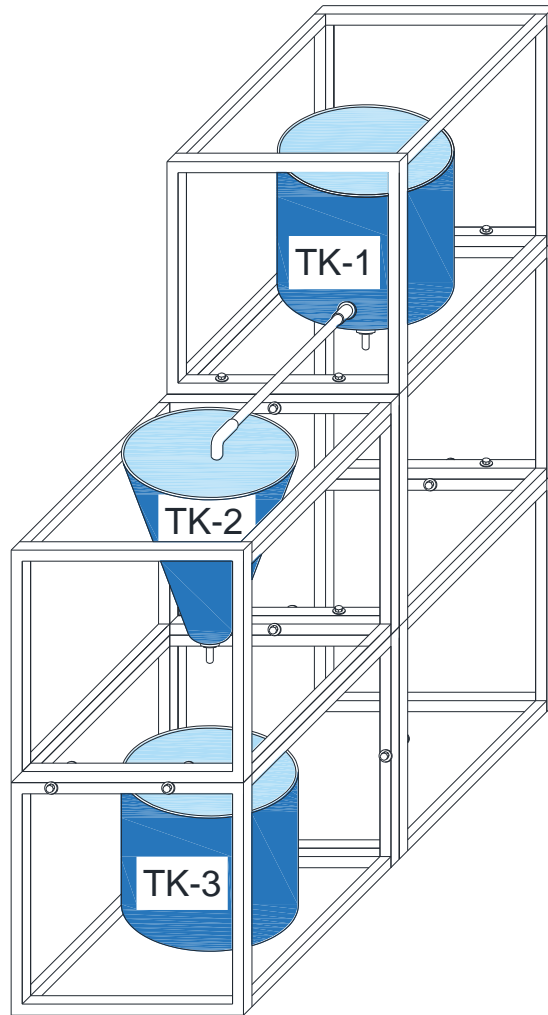
Alumno: Rubén Castro C.

Programa: Magister en Ingeniería Informática

LAM. 4de4 Diagrama de conexiones de fuerza y control en VDF y Relé de nivel

### 9.3 Diagrama estructural modular para sistema de control de nivel





**DIBUJO ISOMETRICO**  
*esc: 1/100*

Diseño e implementación de sistema de control de nivel no lineal para ensayo de controladores basados en sistemas inteligentes

Alumno: Rubén Castro C.

Programa: Magister en Ingeniería Informática

LAM. 2de2

Sistema modular para control de nivel en estanque cónico