

**CONTROLADOR PREDICTIVO BASADO EN MODELO NO LINEAL (NMPC)  
PARA OPTIMIZAR DE FORMA AUTOMÁTICA Y SEGURA, LA OPERACIÓN DE  
UN POZO PETROLERO CON SISTEMA DE LEVANTAMIENTO ARTIFICIAL  
CON BOMBA ELECTRO-SUMERGIBLE**

DIRECTOR TESIS DE MAESTRÍA:

**LUIS ÁNGEL SILVA**

DOCTOR EN AUTOMÁTICA Y ROBÓTICA

PROFESOR ASOCIADO UPB BGA

FACULTAD DE INGENIERIA ELECTRÓNICA

ESCUELA DE INGENIERÍAS

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA - UPB

**JORGE ANDRÉS PRADA MEJÍA**

TESIS PARA OPTAR POR EL TÍTULO DE:

**MAGÍSTER EN INGENIERÍA ELECTRÓNICA (INVESTIGACIÓN)**

FECHA: 16 DE MAYO DE 2018

BUCARAMANGA, SANTANDER, COLOMBIA

## TABLA DE CONTENIDO

<b>1</b>	<b>INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>OBJETIVOS .....</b>	<b>4</b>
2.1	OBJETIVO GENERAL .....	4
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	4
<b>3</b>	<b>MARCO CONCEPTUAL .....</b>	<b>5</b>
3.1	SISTEMA DE LEVANTAMIENTO ARTIFICIAL - SLA POR BOMBEO ELECTRO-SUMERGIBLE. ....	5
3.2	MODELADO DE UN POZO PRODUCTOR DE HIDROCARBURO CON SLA-BES.....	7
3.2.1	<i>Modelo Ronning .....</i>	<i>7</i>
3.2.2	<i>Modelo Sharma-Glemmestad.....</i>	<i>16</i>
3.3	CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELO (MPC) .....	19
3.3.1	<i>MPC Económico .....</i>	<i>24</i>
3.3.2	<i>MPC No Lineal (NMPC) .....</i>	<i>25</i>
<b>4</b>	<b>METODOLOGÍA DE IDENTIFICACIÓN, DISEÑO Y DESARROLLO DEL CONTROLADOR NMPC PARA UN POZO CON SLA-BES .....</b>	<b>28</b>
4.1	SELECCIÓN DEL MODELO DE LA PLANTA .....	28
4.2	IDENTIFICACIÓN PARAMÉTRICA DEL MODELO DEL SISTEMA.....	30
4.2.1	<i>Paso 1: Definición de parámetros.....</i>	<i>30</i>
4.2.2	<i>Paso 2: Preparación de los datos operacionales de estimación .....</i>	<i>32</i>
4.2.3	<i>Paso 3: Parametrización del modelo del sistema .....</i>	<i>33</i>
4.2.4	<i>Paso 4: Preparación de los datos operacionales de validación.....</i>	<i>35</i>
4.2.5	<i>Paso 5: Validación del modelo del sistema .....</i>	<i>35</i>
4.3	DISEÑO DEL CONTROLADOR NMPC.....	36
4.3.1	<i>Descripción del Sistema de Control.....</i>	<i>37</i>
4.3.2	<i>Algoritmo de control.....</i>	<i>42</i>
4.4	DESARROLLO DEL CONTROLADOR EN MATLAB.....	47
4.4.1	<i>Configuración del controlador .....</i>	<i>47</i>
4.4.2	<i>Ajuste del controlador .....</i>	<i>54</i>
<b>5</b>	<b>RESULTADOS .....</b>	<b>57</b>

5.1	IDENTIFICACIÓN DEL MODELO DEL SISTEMA .....	57
5.1.1	<i>Definición de parámetros del modelo</i> .....	57
5.1.2	<i>Preparación de los datos operacionales de estimación</i> .....	58
5.1.3	<i>Estimación de parámetros del modelo</i> .....	60
5.1.4	<i>Preparación de los datos operacionales de validación</i> .....	61
5.1.5	<i>Validación del modelo del sistema</i> .....	61
5.2	IMPLEMENTACIÓN DEL CONTROLADOR NMPC EN MATLAB.....	62
5.2.1	<i>Ajuste del Controlador NMPC</i> .....	64
5.3	COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DEL CONTROLADOR NMPC CON EL CONTROLADOR SSO + PI.....	67
5.3.1	<i>Optimización en Estado Estable + Controlador PI (SSO+PI)</i> .....	67
5.3.1.1	<i>Cálculo de la referencia</i> .....	68
5.3.1.2	<i>Controlador PI</i> .....	71
5.3.2	<i>Comparación del controlador NMPC vs Controlador SSO+PI</i> .....	73
5.3.3	<i>Análisis de resultados de comparación del desempeño.</i> .....	103
6	<b>CONCLUSIONES</b> .....	<b>108</b>
7	<b>TRABAJOS FUTUROS</b> .....	<b>110</b>
8	<b>BIBLIOGRAFÍA</b> .....	<b>111</b>

## TABLA DE FIGURAS

Figura 1. Sistema de levantamiento artificial - SLA por bombeo electro-sumergible - BES. Tomada de (Continental Steel Corporation - CSTL, 2017) y modificada. ....	5
Figura 2. Volumen diferencial de control en la línea de transmisión hidráulica. Tomada de (Ronning, 2011). ....	8
Figura 3. Discretización espacial del pozo en volúmenes de control. Tomada de (Ronning, 2011) y modificada. ....	9
Figura 4. Modelado del pozo a dos volúmenes. Tomada de (Ronning, 2011) y modificada. ....	13
Figura 5. Esquema de control de un pozo con SLA-BES. Tomada de (Sharma, y otros, 2013) y modificada. ....	16
Figura 6. Esquema del controlador MPC. ....	20
Figura 7. Principio de funcionamiento de MPC. Tomada de (Seborg, y otros, 2011) y modificada. ....	21
Figura 8. Sub-modelo M1 para la estimación del parámetro PI (y Pr si es necesario). ....	34
Figura 9. Sub-modelo M2 para la estimación de los parámetros Cv y Pman. ....	35
Figura 10. Esquema de control de un pozo petrolero con SLA-BES. ....	37
Figura 11. Diagrama de flujo de la rutina principal del algoritmo de control NMPC. ....	45
Figura 12. Modelo del sistema de control en el ambiente de simulación. ....	48
Figura 13. Datos de estimación originales (azul) y procesados (rojo) del Pozo Productor PP1. ....	59
Figura 14. Interfaz de identificación del modelo que muestra los datos de estimación del Pozo Productor PP1. ....	60
Figura 15. Interfaz de identificación del modelo que muestra los datos de validación del Pozo Productor PP1. ....	61
Figura 16. Resultado de la validación del modelo obtenido para el Pozo Productor PP1. ....	62
Figura 17. Señal de control y estados de la estrategia de control NMPC para el Pozo Productor PP1. ....	65
Figura 18. Presión de entrada de la bomba (PIP). ....	66
Figura 19. Panel de configuración de la optimización SSO. ....	70
Figura 20. Resultado de Caso Factible de la SSO con $w_o = 1$ y $w_e=42.1$ , mismas condiciones del NMPC. ....	71

Figura 21. Modelo de Simulink para el controlador SSO+PI. ....	72
Figura 22. Respuesta al escalón y parámetros del controlador SSO+PI. ....	73
Figura 23. Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso Ideal 1). ....	76
Figura 24. Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso Ideal 1). 77	
Figura 25. Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso Ideal 2). ....	79
Figura 26. Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso Ideal 2). 80	
Figura 27. Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso Ideal 3). ....	81
Figura 28. Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso Ideal 3). 83	
Figura 29. Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso Ideal 4). ....	85
Figura 30. Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso Ideal 4). 86	
Figura 31. Resultado de la Optimización SSO como referencia para el controlador PI. ...	89
Figura 32. Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso MM1). ....	89
Figura 33. Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso MM1)...	91
Figura 34. Error respecto al valor de estado estable de la señal controlada para el pozo productor PP1 (Caso MM1). ....	92
Figura 35. Evolución de la Función objetivo e Indicador de Ganancia Económica de los Controladores para el Pozo PP1 (Caso MM1). ....	93
Figura 36. Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso MM2). ....	95
Figura 37. Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso MM2)...	96
Figura 38. Error respecto al valor de estado estable de la señal controlada para el pozo productor PP1 (Caso MM2). ....	97
Figura 39. Evolución de la Función objetivo e Indicador de Ganancia Económica de los Controladores para el Pozo PP1 (Caso MM2). ....	98
Figura 40. Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso MM3). ....	100
Figura 41. Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso MM3). 101	

Figura 42. Error respecto al valor de estado estable de la señal controlada para el pozo productor PP1 (Caso MM3). .....	102
Figura 43. Evolución de la Función objetivo e Indicador de Ganancia Económica de los Controladores para el Pozo PP1 (Caso MM3). .....	103

## TABLA DE TABLAS

Tabla 1. Descripción de los parámetros del modelo del sistema Yacimiento-Pozo-SLA. .	18
Tabla 2. Variables del modelo del sistema Yacimiento-Pozo-SLA. ....	19
Tabla 3. Comparación de los modelos presentados para un pozo con SLA-BES. ....	28
Tabla 4. Parámetros de entrada del algoritmo de control NMPC.....	44
Tabla 5. Parámetros asociados a la configuración del controlador a través de la función <code>cont_config_parameters</code> . ....	52
Tabla 6. Parámetros asociados a la función objetivo del controlador a través de la función <code>cost_config_parameters</code> .....	53
Tabla 7. Parámetros asociados a las restricciones del controlador a través de la función <code>rest_config_parameters</code> . ....	53
Tabla 8. Parámetros asociados al modelo del pozo petrolero a través de la función <code>model_config_parameters</code> .....	54
Tabla 9. Parámetros involucrados en el ajuste del controlador. ....	55
Tabla 10. Definición de los parámetros del sistema Yacimiento-Pozo-SLA para PP1. ....	58
Tabla 11. Definición de parámetros no ajustables de la estrategia de control (NMPC y Modelo de Predicción). ....	63
Tabla 12. Tabla de análisis de alternativas y definición del horizonte de predicción y de control (resaltado en verde). ....	65
Tabla 13. Valor de los parámetros de la función de costo del controlador SSO+PI. ....	69
Tabla 14. Parámetros para la simulación de <i>model mismatch</i> del Pozo PP1. ....	88
Tabla 15. Resultados comparativos de desempeño del controlador NMPC vs SSO+PI.	105

## RESUMEN GENERAL DE TRABAJO DE GRADO

**TITULO:** CONTROLADOR PREDICTIVO BASADO EN MODELO NO LINEAL (NMPC) PARA OPTIMIZAR DE FORMA AUTOMÁTICA Y SEGURA, LA OPERACIÓN DE UN POZO PETROLERO CON SISTEMA DE LEVANTAMIENTO ARTIFICIAL CON BOMBA ELECTRO-SUMERGIBLE

**AUTOR(ES):** Jorge Andrés Prada Mejía

**PROGRAMA:** Maestría en Ingeniería Electrónica

**DIRECTOR(A):** Doctor Luis Ángel Silva

### RESUMEN

Esta Tesis presenta una estrategia de control avanzado para la optimización de la operación del sistema de levantamiento artificial (SLA) con bombeo electro-sumergible (BES) en un pozo productor petrolero. La estrategia corresponde a un controlador predictivo basado en modelo no lineal (NMPC) que ajusta la frecuencia de operación de la bomba de forma automática y segura, logrando controlar la producción del pozo, teniendo en cuenta restricciones específicas sobre el sistema y considerando el comportamiento actual y futuro de éste. La metodología propuesta comprende la selección de la estructura e identificación paramétrica del modelo del sistema denominado yacimiento–pozo-SLA, el diseño y desarrollo del controlador NMPC, la sintonización y pruebas de desempeño en ambiente de simulación para un pozo productor de un campo de producción Colombiano. Se muestran resultados del desempeño del sistema de control NMPC en ambiente de simulación y se compara con una estrategia de control compuesta por una optimización en estado estable y un controlador PI (SSO+PI). Los resultados evidencian un mejor desempeño del controlador NMPC debido a la no violación de las restricciones a pesar de las perturbaciones del sistema, mientras que el SSO+PI sobrepasó algunos de los límites violando restricciones, lo que conlleva a descartar esta última opción como una solución viable para el control de un pozo productor de hidrocarburos por poner en riesgo la seguridad de la operación. Se muestra la superioridad del controlador NMPC por su capacidad para mitigar efectos de la incertidumbre del modelo predictivo, por realizar una optimización dinámica en línea en contraste con la optimización de estado estable fuera de línea en un punto inicial realizada por el SSO+PI, y por su capacidad de ajustar límites en la razón de cambio de la variable manipulada, permitiendo cumplir requerimientos de campo relacionados con el máximo torque permitido en la operación de la bomba electro-sumergible.

### PALABRAS CLAVE:

Control Predictivo Modelo NMPC Petróleo Pozo Levantamiento Artificial Bomba Electro-sumergible

V° B° DIRECTOR DE TRABAJO DE GRADO



**GENERAL SUMMARY OF WORK OF GRADE**

**TITLE:** NON-LINEAR MODEL-BASED PREDICTIVE CONTROLLER (NMPC) TO AUTOMATICALLY AND SAFELY OPTIMIZE THE OPERATION OF AN OIL WELL WITH AN ARTIFICIAL LIFT SYSTEM WITH AN ELECTRO-SUBMERSIBLE PUMP

**AUTHOR(S):** Jorge Andrés Prada Mejía

**FACULTY:** Maestría en Ingeniería Electrónica

**DIRECTOR:** Doctor Luis Ángel Silva

**ABSTRACT**

This master's thesis presents an advanced control strategy for the optimization of the operation of the artificial lift system (SLA) with electro-submersible pumping (BES) in a hydrocarbon producing well. The strategy corresponds to a predictive controller based on a non-linear model (NMPC) that adjusts the operating frequency of the electro-submersible pump automatically and safely, managing to control the production flow of the well, taking into account specific restrictions on the system and considering its current and future behavior. The proposed methodology includes the selection of the structure and parametric identification of the model of the system called reservoir - producer well - SLA BES, the design and development of the NMPC controller, the tuning and performance tests in a simulation environment for a hydrocarbon producing well. a Colombian production field. The performance results of the NMPC control system in the simulation environment are shown and compared with a control strategy composed of a stable state optimization and a PI controller (SSO + PI). The results show a better performance of the NMPC controller due to the non-violation of the restrictions despite the system disturbances, while the SSO + PI exceeded some of the limits violating restrictions, which leads to discarding the latter option as a solution viable for the control of a well producing hydrocarbons for putting at risk the safety of the operation. The superiority of the NMPC controller is shown by its ability to mitigate the effects of the uncertainty of the predictive model, by performing a dynamic online optimization in contrast to the off-line stable state optimization at an initial point made by the SSO + PI, and for its ability to adjust limits on the change rate of the manipulated variable, allowing compliance with field requirements related to the maximum torque allowed in the operation of the electro-submersible pump.

**KEYWORDS:**

Control Predictive Model NMPC Oil Well Artificial Lift Pump Electrical-submersible

V° B° DIRECTOR OF GRADUATE WORK

## 1 INTRODUCCIÓN

El bombeo electro-sumergible (BES) es un método de levantamiento artificial que mediante un conjunto bomba-motor sumergido en el hidrocarburo, bombea el fluido desde el fondo de pozo hasta la superficie, caracterizándose principalmente por una extracción a altos flujos.

El control del flujo de producción de un sistema BES dada la alta interrelación de sus variables en fondo de pozo, demanda la evaluación multi-variable de su comportamiento para la toma de decisiones dentro de los límites de confiabilidad, seguridad y eficiencia, requiriendo usualmente de la intervención humana para el control de éste.

En casos de estudio en los que se propone un control automático, se observan limitaciones relacionadas con el control multi-variable dado que en la gran mayoría de los casos se dispone de solo una variable manipulada y el flujo de producción no puede ser medido con la frecuencia requerida, haciendo más difícil el control de éste.

Con el fin de superar estas limitaciones, se han desarrollado aplicaciones como la propuesta en (Da Fonseca Souza, y otros, 2014). En esta referencia utilizaron el modelo matemático del nivel dinámico de una bomba electro-sumergible – BES basado en el punto de máxima eficiencia, y se diseñó un controlador adaptativo con el objetivo de alcanzar ese punto mediante el control del nivel dinámico de la altura de la columna de la bomba.

En (Sardjono, y otros, 2016) se presenta una estrategia de control para optimizar el funcionamiento del sistema de levantamiento artificial (SLA) por bombeo electro-sumergible (BES), en la que se manipula la frecuencia de operación mediante el ajuste en el variador de velocidad (Variable Speed Driver - VSD) para controlar la presión de fondo del pozo productor usando un controlador híbrido, que incluye un controlador PID (Proporcional-Integral-Derivativo) y un controlador lineal de tipo

comparador, permitiendo lograr principalmente un aumento del 3.9% en el flujo de producción de aceite respecto al caso no controlado.

Otros autores han propuesto estrategias en la rama de control óptimo específicamente en control predictivo basado en modelo (*Model Predictive Control*, MPC) en (Binder, y otros, 2014). En esta referencia utilizaron SEPTIC (herramienta software para MPC de Statoil) para diseñar el controlador, linealizando el modelo de predicción para usar la técnica en su versión lineal. La optimización fue realizada usando programación cuadrática en MATLAB, y el controlador fue desarrollado para su implementación en un controlador lógico programable (PLC).

Otra aplicación reciente de sistemas BES se encuentra en (Sharma, y otros, 2014). En esta referencia se propuso un control predictivo basado en modelo no lineal (NMPC) para manipular la velocidad de cada bomba y la apertura de cada válvula de estrangulamiento en un campo con 4 pozos y un colector de producción común. La optimización se resolvió usando un algoritmo de conjunto activo en MATLAB, analizando el comportamiento del sistema en ambiente de simulación.

Para el desarrollo del presente Tesis de Grado se seleccionó la estrategia NMPC dentro de la rama de control óptimo con la intención de usar un modelo predictivo no-lineal que represente con alta fidelidad al conjunto yacimiento – pozo productor - SLA BES, el cual está caracterizado por su alta no-linealidad debido al comportamiento del conjunto bomba-motor y su interacción con el pozo productor y los fluidos del yacimiento.

La estrategia de control desarrollada de tipo NMPC, ofrece diversos beneficios, como la ejecución de un control predictivo, la consideración de restricciones, la optimización de acuerdo a una función objetivo y el manejo directo de las no linealidades del sistema.

El presente Tesis de Grado comprende el diseño, desarrollo y realización de pruebas en ambiente de simulación de un controlador predictivo basado en modelo no lineal para optimizar el desempeño de un pozo productor con bombeo electro-

sumergible en términos económicos y de seguridad operacional, considerando la energía consumida, el flujo de producción y las restricciones del sistema.

La estrategia de control predictiva comprende el modelado del sistema Yacimiento - Pozo Productor- SLA BES y su identificación paramétrica, el diseño y desarrollo del controlador NMPC, su ajuste, sintonía en ambiente de simulación para un pozo productor de hidrocarburo de un campo de producción Colombiano, y realización de pruebas comparativas de desempeño del controlador NMPC versus el controlador SSO+PI, sometidos a perturbaciones típicas durante la operación.

El documento de Tesis de Grado se elaboró de manera general iniciando con una introducción en el capítulo 1, la presentación de los objetivos en el capítulo 2, un marco conceptual en el capítulo 3, la metodología de identificación paramétrica del modelo sistema, el diseño, desarrollo y configuración del controlador NMPC en ambiente de simulación en el capítulo 4, un capítulo 5 de presentación de resultados del desempeño del controlador NMPC en ambiente de simulación para un pozo de un campo petrolero en Colombia y la comparación versus un controlador compuesto por una optimización de estado estable y un controlador regulatorio de tipo proporcional-integral (SSO+PI) para el mismo pozo, un capítulo 6 de conclusiones, seguido de un capítulo 7 de trabajos futuros y finalmente la bibliografía.

## 2 OBJETIVOS

### 2.1 Objetivo General

Diseñar, desarrollar y realizar pruebas en ambiente de simulación de un controlador predictivo basado en modelo no lineal para optimizar la operación de un pozo productor con bombeo electro-sumergible en términos económicos, considerando la energía consumida y el flujo de producción.

### 2.2 Objetivos Específicos

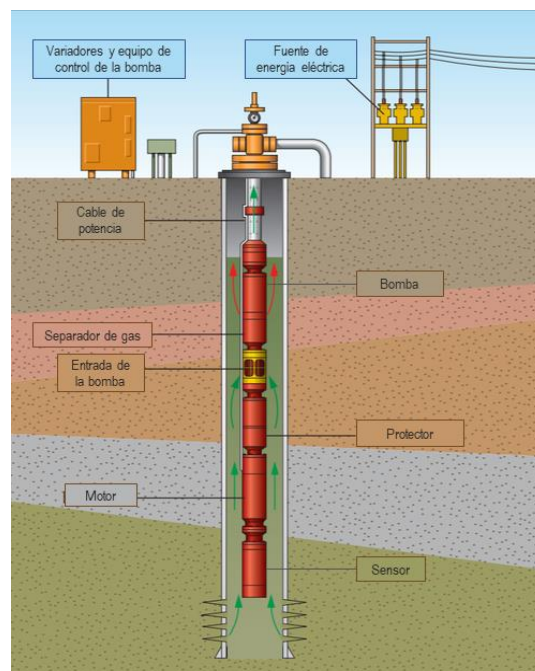
- Seleccionar y parametrizar un modelo de predicción que describa el comportamiento del flujo de producción de un pozo con sistema de levantamiento artificial con bombeo electro-sumergible.
- Diseñar, desarrollar y sintonizar en ambiente de simulación un controlador predictivo basado en modelo no lineal (NMPC) para optimizar de forma automática y segura en términos económicos, la operación de un pozo petrolero con sistema de levantamiento artificial con bombeo electro-sumergible, satisfaciendo ciertas restricciones.
- Realizar pruebas de desempeño en ambiente de simulación del controlador NMPC para la optimización del sistema pozo productor con bombeo electro-sumergible utilizando el modelo del pozo parametrizado sometido a perturbaciones típicas en los sistemas de extracción de hidrocarburos.

### 3 MARCO CONCEPTUAL

#### 3.1 SISTEMA DE LEVANTAMIENTO ARTIFICIAL - SLA POR BOMBEO ELECTRO-SUMERGIBLE.

En la industria petrolera, los sistemas de levantamiento artificial (SLA) son los encargados de proveer energía a la columna de fluido en un pozo con el fin de iniciar o de mejorar la producción de éste. Se utilizan para reducir la presión de fondo de pozo en el yacimiento y aumentar la tasa de producción, (Lea, 2007).

Entre los métodos existentes para el levantamiento artificial, se encuentra el Bombeo Electro-Sumergible (BES), cuyo desempeño se relaciona particularmente con el funcionamiento de sus dos equipos principales: una bomba centrífuga y un motor electro-sumergible. En la Figura 1, se observan los componentes que incorpora en la sarta de producción: un sensor en el fondo, sobre éste el motor eléctrico, luego un sello o protector, un separador de gas, y finalmente una bomba centrífuga.



**Figura 1.** Sistema de levantamiento artificial - SLA por bombeo electro-sumergible - BES. Tomada de (Continental Steel Corporation - CSTL, 2017) y modificada.

Los equipos de subsuelo mencionados se conectan con los de superficie a través del cable de potencia. Cuando el fluido entra al pozo, pasa por la secuencia de elementos del sistema BES, en la cual la energía de la columna de fluido aumenta provocando el flujo de éste hacia la superficie debido a la acción de bombeo.

Como se observa en la Figura 1, en superficie se tiene una fuente de energía eléctrica a la que se conectan los transformadores requeridos para proveer la tensión a los diferentes componentes. También se tienen otros equipos de superficie entre los que se pueden incluir arrancadores directos, con los que se entrega la corriente al motor y se trabaja con una frecuencia constante, o variadores de velocidad (*Variable Speed Drive*, VSD), con los que se puede cambiar la frecuencia haciendo que el motor trabaje a diferentes velocidades. Se usa un cable de superficie para conectar el transformador con el tablero de control, y también para conectar este tablero con la caja de unión. La caja de unión o venteo provee la conexión del cable de superficie al cable de potencia en el pozo, y permite ventear el gas que viene en el cable de potencia.

Dentro del equipo de control ubicado en superficie, se cuenta con los dispositivos electrónicos necesarios para recibir, almacenar o procesar los datos provenientes del subsuelo, dependiendo de las funcionalidades implementadas para el pozo. En particular, es de gran importancia la información que se obtiene a través de dos componentes del sistema: el sensor de fondo de pozo y el VSD. El sensor de fondo permite medir diferentes propiedades del pozo, como presiones, tasas de flujo, temperaturas, vibraciones, entre otras, y el VSD, permite modificar y leer la frecuencia de operación del motor electro-sumergible, y además entrega los valores de tensión y corriente asociados a éste. Adicionalmente, se puede incluir una válvula de estrangulamiento en la cabeza del pozo con el objetivo de permitir el control de la presión de superficie y la tasa de producción del pozo, y cuya presencia implica un cambio significativo sobre la presión y la tasa de flujo después de que el fluido pasa por la tubería de producción y alcanza finalmente la superficie.

En (Canadian Oilwell Systems Company Ltd., 2007) se mencionan algunas de las ventajas del sistema de levantamiento artificial por bombeo electro-sumergible, como su alta capacidad de volumen y profundidad, su alta eficiencia para caudales superiores a los 1000 barriles por día (bpd), su mantenimiento reducido o sus mínimos requerimientos en cuanto a equipo de superficie.

### **3.2 MODELADO DE UN POZO PRODUCTOR DE HIDROCARBURO CON SLA-BES.**

El pozo productor con sistema de levantamiento artificial por bombeo electro-sumergible (SLA BES) y su interacción con el yacimiento se modela de manera integrada como un conjunto que incluye el yacimiento, el pozo productor y el sistema de levantamiento artificial. Debido a la compleja interacción del conjunto bomba-motor, el pozo productor y los fluidos del yacimiento, se obtiene un conjunto con fuertes no linealidades, por lo cual es conveniente usar modelos no lineales para realizar una predicción precisa de su comportamiento.

Para el planteamiento del modelo se analizaron dos referencias bibliográficas que coinciden en representar el sistema Yacimiento-Pozo-SLA con tres ecuaciones diferenciales que son muy similares, (Ronning, 2011) y (Sharma, y otros, 2013). La primera referencia bibliográfica (modelo Ronning), permite entender el origen de cada una de las ecuaciones que modelan el sistema integrado del pozo productor con SLA BES y su interacción con el yacimiento; y la segunda referencia bibliográfica (modelo Sharma-Glemmestad), confirma los resultados de la primera referencia y evidencia de manera concreta que las ecuaciones se pueden usar en la metodología de identificación paramétrica del modelo. A continuación se presenta una síntesis de la obtención del modelo en cada una de las fuentes mencionadas.

#### **3.2.1 Modelo Ronning**

En (Ronning, 2011) se propone la obtención del modelo del sistema a partir de la construcción de sub-modelos para cada una de sus partes de forma individual y en forma secuencial. A continuación, se describe el procedimiento de obtención del

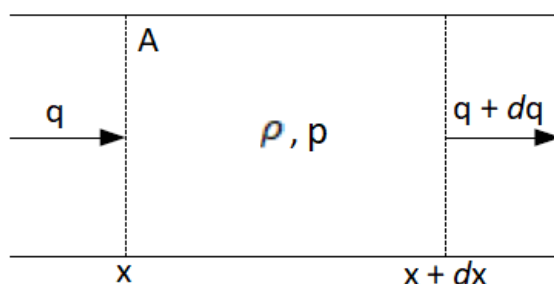


modelo presentado por Ronning, y su simplificación aplicada en la presente Tesis de Grado.

### *Modelo del Pozo*

Para realizar el modelado, el pozo petrolero, fue considerado como una línea de transmisión hidráulica donde su longitud se divide en una serie de volúmenes interconectados. La presión ( $p$ ) y la tasa de flujo ( $q$ ) en cada volumen son afectadas por la presión y la tasa de flujo en los volúmenes vecinos.

Una línea de transmisión hidráulica es una tubería con área transversal  $A$  y longitud  $L$  con un fluido compresible. El modelo dinámico de esta línea se obtiene a partir del balance de masa y momento de un volumen diferencial  $A dx$ , tal como se muestra en la Figura 2, donde  $x$  es la coordenada de longitud a lo largo de la tubería. Se asume que la densidad ( $\rho$ ) del fluido no varía sobre el área transversal.



**Figura 2.** Volumen diferencial de control en la línea de transmisión hidráulica. Tomada de (Ronning, 2011).

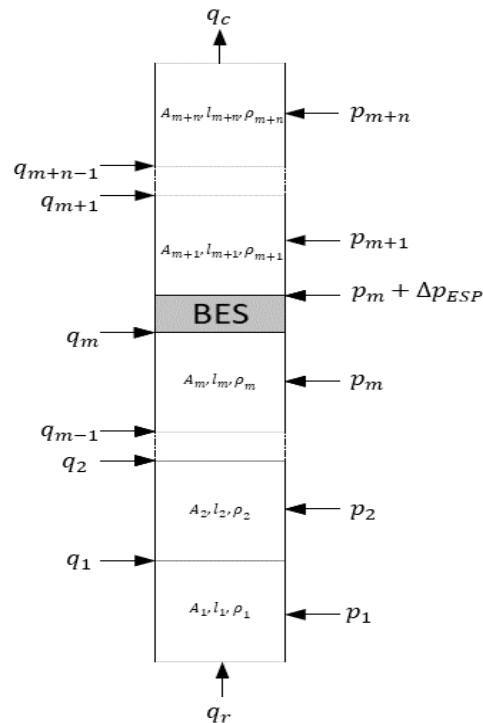
Así, el modelo para una línea de transmisión hidráulica linealizado alrededor de  $q = 0$  y  $\rho = \rho_0$ , corresponde a las ecuaciones (1) y (2). La ecuación (1) es el resultado del balance de masa donde  $\beta$  es el módulo de compresibilidad del fluido, y la ecuación (2), resulta de la ecuación de momento y considera una línea de transmisión hidráulica vertical, donde  $F$  es la fuerza de fricción y el último término representa las pérdidas de presión hidrostática, siendo  $h$  la dimensión vertical y  $g$  la gravedad.

$$\frac{\delta p}{\delta t} = -\frac{\beta}{A} \frac{\delta q}{\delta x} \quad (1)$$

$$\frac{\delta q}{\delta t} = -\frac{A}{\rho_0} \frac{\delta p}{\delta x} - \frac{F}{\rho_0} - Ag \frac{\delta h}{\delta x} \quad (2)$$

### Discretización del modelo

La discretización del modelo en tiempo y espacio, a partir del modelado del volumen infinitesimal en un intervalo de tiempo infinitesimal, se desarrolla dividiendo el pozo en volúmenes de control y definiendo su dinámica a través de un conjunto de ecuaciones diferenciales. La discretización espacial se muestra en la Figura 3, donde  $\Delta p_{ESP}$  es el diferencial de presión sobre la bomba, y se incluye la presión ( $p$ ), la tasa de flujo ( $q$ ), el área transversal ( $A$ ), la longitud ( $l$ ) y la densidad ( $\rho$ ) para cada volumen de control desde 1 hasta  $m+n$ . La tasa de flujo desde el yacimiento y la tasa de flujo hacia la válvula de estrangulamiento se representan como  $q_r$  y  $q_c$ , respectivamente.



**Figura 3.** Discretización espacial del pozo en volúmenes de control. Tomada de (Ronning, 2011) y modificada.

Para un volumen de control específico  $m$ , se obtienen las ecuaciones (3) y (4) que describen su dinámica en la línea de transmisión hidráulica.

$$\dot{p}_m = \frac{\beta_m}{V_m} (q_{m-1} - q_m) \quad (3)$$

$$\dot{q}_m = \frac{A_m}{\rho_m l_m} (p_m - p_{m+1}) - \frac{F_m}{\rho_m l_m} - \frac{A_m g}{l_m} (h_m - h_{m+1}) \quad (4)$$

Estas ecuaciones corresponden a la derivada de la presión  $\dot{p}_m$  y de la tasa de flujo  $\dot{q}_m$  con respecto al tiempo para el volumen  $m$ , incluyendo parámetros como el módulo de compresibilidad  $\beta$ , la fuerza de fricción  $F$ , el área  $A$ , la longitud  $l$ , la densidad  $\rho$  y el volumen  $V$  del volumen de control mencionado. Adicionalmente, se incluye la presión  $p$ , la tasa de flujo  $q$  y la altura vertical  $h$  de este volumen de control, y de volúmenes vecinos  $m - 1$  o  $m + 1$ . Se asume que la bomba electro-sumergible (*Electric Submersible Pump*, ESP) tiene una altura infinitesimal y ejerce una presión instantánea  $\Delta p_{ESP}$  entre los volúmenes vecinos.

#### *Modelo de fricción*

El modelo de fricción de las ecuaciones (5) y (6) está compuesto por la fricción que surge por la tensión de corte y la fricción por las restricciones geométricas del pozo.

$$F = (B_1 + B_0) \frac{\rho q^2}{2} \quad (5)$$

$$B_1 = 0.0791 d \pi Re^{-0.25} \int_l \frac{1}{A^2} dx \quad B_0 = \int_l \frac{\delta K}{\delta x} \frac{1}{A} dx \quad (6)$$

El primer término de la suma en la ecuación (5) hace referencia a las fuerzas tangenciales que surgen entre el fluido y la superficie interna del pozo, mientras el segundo se refiere a las restricciones geométricas del pozo y es menor al primero. De acuerdo a las ecuaciones en (6),  $B_1$  implica el conocimiento del diámetro del pozo  $d$ , el número de Reynolds  $Re$  y el área transversal  $A$ , y  $B_0$ , el coeficiente de pérdida adimensional  $K$  y el área transversal  $A$ .

### *Bomba Electro-Sumergible*

El desempeño de la bomba depende de las propiedades del fluido que pasa a través de ella y de la presión diferencial desarrollada por ésta. Se puede expresar en términos de la altura de columna producida por la bomba, la cual corresponde a la ecuación (7).

$$H_{ESP}(f_{ESP}) = \frac{\Delta p_{ESP}(f_{ESP})}{\rho_m g} \quad (7)$$

donde:

$H_{ESP}$  : altura de columna producida por la bomba

$f_{ESP}$  : frecuencia de operación de la bomba

$\Delta p_{ESP}$  : presión diferencial ejercida por la bomba

$\rho_m$  : densidad del fluido en el volumen  $m$

$g$  : gravedad

Tanto la altura de columna como la presión diferencial ejercida por la bomba dependen de la frecuencia de operación. La curva de desempeño altura-flujo generalmente es entregada por el fabricante a una frecuencia de base  $f_0$ , pero se puede extender a otras frecuencias, como por ejemplo una frecuencia  $f_1$ , usando las leyes de afinidad presentadas en las ecuaciones (8) y (9).

$$\frac{q_1}{q_0} = \frac{f_1}{f_0} \quad (8)$$

$$\frac{H_1}{H_0} = \left(\frac{f_1}{f_0}\right)^2 \quad (9)$$

### *Modelo del Yacimiento*

El modelado del yacimiento se realiza usando el concepto de Índice de Productividad (*Productivity Index, PI*), el cual expresa la variación en la tasa de producción ante el cambio en la presión del fondo del pozo, de acuerdo a la ecuación (10).

$$q_r = PI (p_r - p_{FBHP}) \quad (10)$$

donde:

$q_r$  : tasa de producción del yacimiento  
 $p_r$  : presión de fondo estática del yacimiento  
 $p_{FBHP}$  : presión de fondo fluyente del pozo

El  $PI$  se puede definir de acuerdo a la ecuación (11), a partir de la solución de la ecuación de Darcy, como se presenta en (Takacs, 2009).

$$PI = \frac{0.00708\kappa h}{\mu B \ln\left(\frac{r_e}{r_w}\right)} \quad (11)$$

donde:

$\kappa$  : permeabilidad efectiva  
 $h$  : espesor útil  
 $\mu$  : viscosidad del fluido  
 $B$  : factor de volumen líquido  
 $r_e$  : radio de drenaje del pozo  
 $r_w$  : radio del pozo

### *Válvula de Estrangulamiento*

Esta válvula se ubica en la cabeza del pozo con el objetivo de permitir el control de la presión de superficie y la tasa de producción del pozo. Ésta implica un cambio significativo sobre la presión y la tasa de flujo, después de que el fluido pasa por la tubería de producción y alcanza finalmente la superficie.

Para modelar la tasa de flujo a través de la válvula de estrangulamiento  $q_c$ , se relaciona el flujo con la presión diferencial sobre la válvula de acuerdo a la ecuación (12), propuesta en (White, 2008).

$$q_c = C_v \left( \frac{p_c^{in} - p_c^{out}}{SG} \right)^{1/2} = kG_c(z_c) \sqrt{p_c^{in} - p_c^{out}} \quad (12)$$

donde:

$C_v$  : coeficiente de flujo de la válvula  
 $SG$  : gravedad específica del fluido

$k$ :	constante de la válvula
$G_c(z_c)$ :	característica de la válvula
$z_c$ :	posición de la válvula
$p_c^{in}$ :	presión en la entrada de la válvula
$p_c^{out}$ :	presión en la salida de la válvula

La característica de la válvula  $G_c(z_c) \in [0,1]$  es una función que describe la apertura de la válvula, en función de su posición  $z_c \in [0,100]$ .

### Modelo Completo

Después de presentar los modelos matemáticos desarrollados para cada uno de los componentes, es posible integrarlos en un modelo de simulación completo para el sistema Yacimiento-Pozo-SLA. Para hacerlo, se establece un modelo que tiene en cuenta dos volúmenes de control (1 y 2), separados por la bomba electrosumergible, tal como se muestra en la Figura 4.

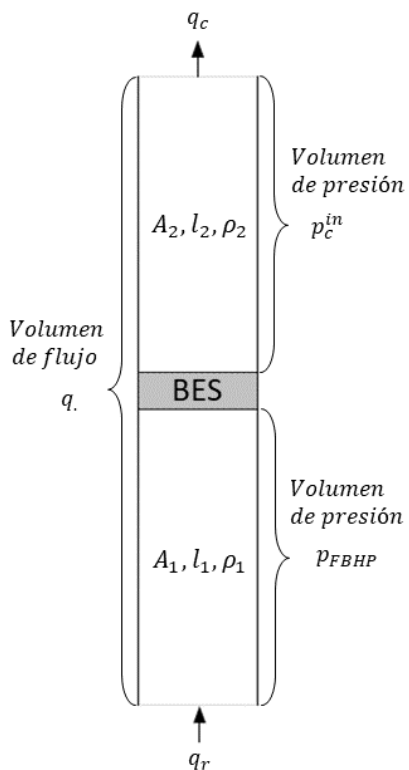


Figura 4. Modelado del pozo a dos volúmenes. Tomada de (Ronning, 2011) y modificada.

La variación de la presión de fondo fluyente  $\dot{p}_{FBHP}$ , resultado del balance de masa en el volumen inferior o volumen 1, corresponde a la ecuación (13). La misma expresión se obtiene para el volumen superior o volumen 2, la cual corresponde a la variación de la presión de la entrada de la válvula  $\dot{p}_c^{in}$ , y resulta en la ecuación (14). En lugar de calcular el flujo para cada volumen de control, se trabaja con una tasa de flujo promedio  $\bar{q}$ , por lo cual se obtiene la ecuación (15) para la variación de la tasa de flujo  $\dot{\bar{q}}$ , en la que  $\bar{A}$ ,  $\bar{\rho}$  y  $\bar{l}$  son los valores promedio del área, la densidad y la longitud de los volúmenes, respectivamente. Se incluyen las alturas del yacimiento, de la bomba y de la válvula de estrangulamiento, que corresponden a  $h_r$ ,  $h_p$  y  $h_c$ , respectivamente.

$$\dot{p}_{FBHP} = \frac{\beta_1}{V_1} (q_r - \bar{q}) \quad (13)$$

$$\dot{p}_c^{in} = \frac{\beta_2}{V_2} (\bar{q} - q_c) \quad (14)$$

$$\dot{\bar{q}} = \frac{\bar{A}}{\bar{\rho}\bar{l}} \left( p_{FBHP} - p_c^{in} + \Delta p_{ESP}(f_{ESP}) - \frac{(B_0^1 + B_1^1) \rho_1 \bar{q}^2}{A_1} - \frac{(B_0^2 + B_1^2) \rho_2 \bar{q}^2}{A_2} - \rho_1 g(h_r - h_p) - \rho_2 g(h_p - h_c) \right) \quad (15)$$

En el conjunto de ecuaciones (13)-(15) se reemplazan las variables  $q_r$ ,  $q_c$  y  $\Delta p_{ESP}$ , descritas por las ecuaciones encontradas para los diferentes componentes, obteniendo el conjunto de ecuaciones (16)-(18) como el sistema simplificado que finalmente corresponde al modelo del Yacimiento-Pozo-SLA.

$$\dot{p}_{FBHP} = \frac{\beta_1}{V_1} (PI (p_r - p_{FBHP}) - \bar{q}) \quad (16)$$

$$\dot{p}_c^{in} = \frac{\beta_2}{V_2} \left( \bar{q} - kG_c(z_c) \sqrt{p_c^{in} - p_c^{out}} \right) \quad (17)$$

$$\dot{\bar{q}} = \frac{\bar{A}}{\bar{\rho} \bar{l}} \left( p_{FBHP} - p_c^{in} + \bar{\rho} g H_{ESP}(f_{ESP}) - \frac{(B_0^1 + B_1^1) \rho_1 \bar{q}^2}{A_1} - \frac{(B_0^2 + B_1^2) \rho_2 \bar{q}^2}{A_2} - \rho_1 g (h_r - h_p) - \rho_2 g (h_p - h_c) \right) \quad (18)$$

La presión de entrada de la bomba  $p_{ESP}^{in}$  es definida a partir de consideraciones físicas en el sistema, partiendo desde la parte superior del pozo como se muestra en la ecuación (19), que la describe en términos de la presión de entrada de la válvula y las contribuciones de presión desde la válvula hasta la bomba centrífuga (el incremento en presión por fricción, el incremento en presión estática, el incremento de presión ejercido por la bomba). Por otra parte, la  $p_{ESP}^{in}$  también puede ser definida partiendo desde la parte inferior, como se muestra en la ecuación (20), que la describe en términos de la presión de fondo fluyente y las pérdidas de presión desde el fondo hasta la bomba (pérdida de presión por fricción y pérdida de presión estática).

$$p_{ESP}^{in} = p_c^{in} + \frac{(B_0^2 + B_1^2) \rho_2}{A_2} \bar{q}^2 + \rho_2 g (h_p - h_c) - \Delta p_{ESP}(f_{ESP}) \quad (19)$$

$$p_{ESP}^{in} = p_{FBHP} - \frac{(B_0^1 + B_1^1) \rho_1}{A_1} \bar{q}^2 - \rho_1 g (h_r - h_p) \quad (20)$$

Generalmente se usa la ecuación (19) para considerar directamente los efectos de la frecuencia de operación sobre la  $p_{ESP}^{in}$ , a través del término  $\Delta p_{ESP}(f_{ESP})$ .

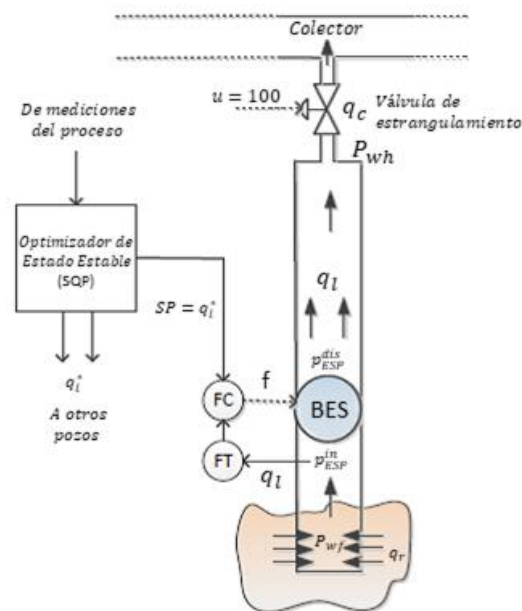
#### *Efectos de la señal de control*

Un incremento en la frecuencia de operación de la bomba  $f_{ESP}$  hace que  $\Delta p_{ESP}$  aumente, y afecta a todos los estados del sistema. Aunque no existe una expresión matemática clara que explique el efecto de  $f_{ESP}$  en  $p_{ESP}^{in}$ , como se menciona en (Ronning, 2011), el efecto global del incremento en  $f_{ESP}$  es el decremento en  $p_{ESP}^{in}$ , y viceversa.



### 3.2.2 Modelo Sharma-Glemmestad

En (Sharma, y otros, 2013) se presenta un campo con cuatro pozos de petróleo, donde cada uno contiene una bomba electro-sumergible y una válvula de estrangulamiento. En este campo la producción de todos los pozos se lleva hasta un colector donde se agrega agua al crudo para posteriormente transportarlo hasta un separador. La Figura 5 muestra el esquema de control de uno de estos pozos, en donde se puede observar el diagrama del Yacimiento-Pozo-SLA junto a un bloque de un Optimizador de Estado Estable con el que se realiza el control en (Sharma, y otros, 2013).



**Figura 5.** Esquema de control de un pozo con SLA-BES. Tomada de (Sharma, y otros, 2013) y modificada.

Sharma y Glemmestad establecen un conjunto de ecuaciones diferenciales no lineales que describen el comportamiento del sistema, y a partir de la simplificación de éstas, se define un modelo que representa el comportamiento de un solo pozo.

El sistema de ecuaciones que define el comportamiento del pozo, está constituido por las ecuaciones (21)-(27). Entre éstas se encuentran: la variación de la tasa de flujo en la tubería de producción en la ecuación (21), la variación de la presión de fondo fluyente del pozo en la ecuación (22) y la variación de la presión en la cabeza

del pozo en la ecuación (23). La ecuación (24) describe la tasa de flujo desde el yacimiento hasta la tubería de producción, y la ecuación (25), la tasa de flujo a través de la válvula de estrangulamiento. Finalmente, se incluyen las pérdidas de presión por fricción en la ecuación (26), y la altura de la columna de la bomba en la ecuación (27).

$$\dot{q}_l = \frac{A_t}{\rho_l(L_r + L_t)} \{P_{wf} - P_{wh} + \rho_l g H_{ESP}(q_l, f_r) - \rho_l g L_r - \rho_l g L_t - \Delta P_f^r - \Delta P_f^t\} \quad (21)$$

$$P_{wf} = \frac{\beta}{A_r L_r} [q_r - q_l] \quad (22)$$

$$P_{wh} = \frac{\beta}{A_t L_t} [q_l - q_c] \quad (23)$$

$$q_r = PI(P_r - P_{wf}) \quad (24)$$

$$q_c = \bar{N}_6 C_v \sqrt{\frac{\max(P_{wh} - P_{man}, 0)}{\rho_l}} \quad (25)$$

$$\Delta P_{f\ r\ ó\ t}(Q) = \frac{f_D r\ ó\ t L_r\ ó\ t \rho_l Q^2}{2D_{h\ r\ ó\ t} A_{r\ ó\ t}^2} \text{ donde } r: \text{reservoir y } t: \text{tubing} \quad (26)$$

$$H_{ESP}(Q, f) = \frac{a_0}{f_o^2} f^2 + \frac{a_1}{f_o} f Q(f) + a_2 Q^2(f) + \frac{a_3}{f} f_o Q^3(f) \quad (27)$$

Este sistema de ecuaciones incluye la altura de la columna de la bomba  $H_{ESP}(Q, f)$  en función del flujo de producción y la frecuencia de operación, e involucra los parámetros de la Tabla 1. Las variables corresponden a:  $q_l$ , la tasa de flujo a través del pozo,  $P_{wf}$ , la presión de fondo fluyente del pozo,  $P_{wh}$ , la presión en la cabeza del pozo,  $q_r$ , la tasa de flujo desde el yacimiento hasta la tubería de producción,  $q_c$ , la tasa de flujo a través de la válvula de estrangulamiento, y  $\Delta P_f$ , las pérdidas de presión por fricción que están en función de  $v$ , la velocidad del fluido en la sección correspondiente.

**Tabla 1.** Descripción de los parámetros del modelo del sistema Yacimiento-Pozo-SLA.

<i>Parámetro</i>	<i>Descripción</i>
$A_r$	Área transversal de la sección debajo de la bomba centrífuga
$A_t$	Área transversal de la sección encima de la bomba centrífuga
$L_r$	Longitud de la sección entre el fondo del pozo y la bomba centrífuga
$L_t$	Longitud de la sección entre la bomba centrífuga y la cabeza del pozo
$\rho_l$	Densidad del fluido a través del pozo
$\beta$	Módulo de compresibilidad del fluido del yacimiento
$P_r$	Presión de fondo estática del yacimiento
$PI$	Índice de productividad
$P_{man}$	Presión del colector
$g$	Gravedad
$\overline{N}_6$	Constante numérica para el flujo de líquidos
$C_v$	Coefficiente de flujo de la válvula
$D_{hr}$	Diámetro hidráulico de la sección debajo de la bomba centrífuga
$D_{ht}$	Diámetro hidráulico de la sección encima de la bomba centrífuga
$f_{Dr}$	Factor de fricción de Darcy para la sección debajo de la bomba centrífuga
$f_{Dt}$	Factor de fricción de Darcy para la sección encima de la bomba centrífuga
$a_0, a_1, a_2, a_3$	Coefficientes polinomiales de la altura de la bomba a la frecuencia de base de la curva
$f_o$	Frecuencia de base de la curva de la bomba

A partir de la simplificación del conjunto de ecuaciones presentado, se define el modelo no lineal del Yacimiento-Pozo-SLA, que se puede representar usando las tres ecuaciones diferenciales no lineales (28)-(30). Espacialmente, se puede afirmar que la ecuación (28) describe la dinámica en la tubería de producción, la ecuación (29) describe la dinámica en el fondo del pozo y la ecuación (30) describe la dinámica en la cabeza del pozo.

$$\begin{aligned} \dot{q}_l = \frac{A_t}{\rho_l(L_r + L_t)} & \left\{ P_{wf} - P_{wh} - \rho_l g L_r - \rho_l g L_t \right. \\ & + \rho_l g \left[ \frac{a_0}{f_o^2} f_r^2 + \frac{a_1}{f_o} f_r q_l + \left( a_2 - \frac{f_{Dr} L_r}{2g D_{hr} A_r^2} - \frac{f_{Dt} L_t}{2g D_{ht} A_t^2} \right) q_l^2 \right. \\ & \left. \left. + \frac{a_3}{f_r} f_o q_l^3 \right] \right\} \end{aligned} \quad (28)$$

$$\dot{P}_{wf} = \frac{\beta}{A_r L_r} [PI(P_r - P_{wf}) - q_l] \quad (29)$$

$$\dot{P}_{wh} = \frac{\beta}{A_t L_t} \left[ q_l - \bar{N}_6 C_v \sqrt{\frac{\max(P_{wh} - P_{man}, 0)}{\rho_l}} \right] \quad (30)$$

Si el sistema se representa en espacio de estados, se tiene un vector de estados  $\mathbf{x}(t) = [q_l \ P_{wf} \ P_{wh}]'$ , una entrada  $\mathbf{u}(t) = [f_r]$  y una salida que corresponde directamente al primer estado  $\mathbf{y}(t) = [q_l]$ . La descripción de las variables de estado y la entrada se encuentra en la Tabla 2.

**Tabla 2.** Variables del modelo del sistema Yacimiento-Pozo-SLA.

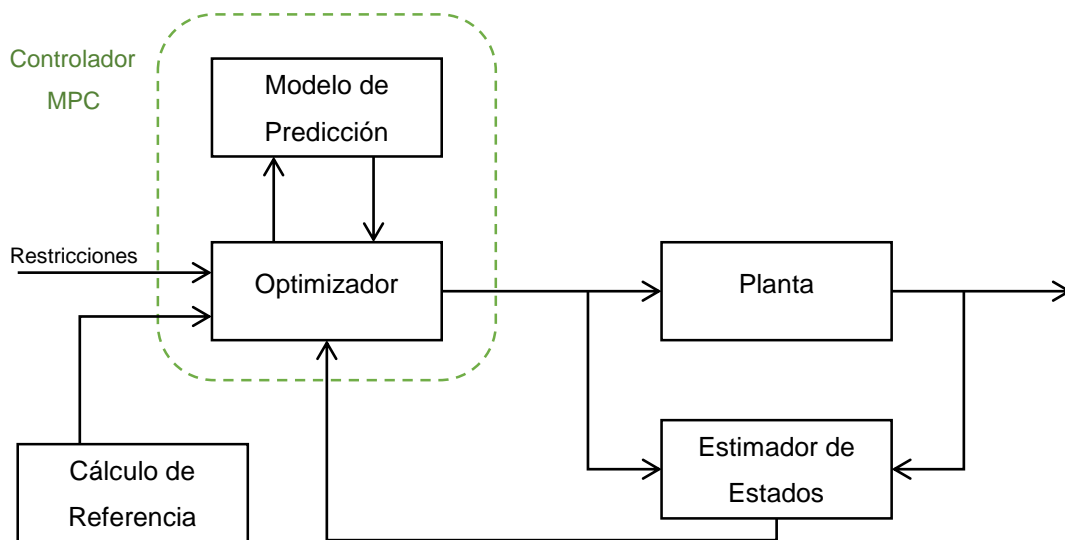
<i>Variable</i>	<i>Descripción</i>
$q_l$	Tasa de flujo a través del pozo productor
$P_{wf}$	Presión de fondo fluyente del pozo productor
$P_{wh}$	Presión en la cabeza del pozo productor
$f_r$	Frecuencia de operación de la bomba electro-sumergible

### 3.3 CONTROL PREDICTIVO BASADO EN MODELO (MPC)

El MPC es una estrategia que permite controlar procesos con múltiples entradas y múltiples salidas teniendo en cuenta las restricciones existentes sobre las variables de entrada y salida. Ésta utiliza un modelo de la planta y las mediciones actuales de los estados para predecir los valores futuros de las salidas de la planta, y así calcular las variables de entrada apropiadas para ésta.

Aunque el problema de optimización que se resuelve en cada instante es de lazo abierto, la realimentación del sistema es incorporada al aplicar a la planta sólo el primer valor de la señal de control calculada, como se describe en (Allgöwer, y otros, 2004). En el instante siguiente parte un nuevo problema de optimización que utiliza el nuevo estado del sistema para repetir el procedimiento al desplazar la ventana de control y predicción hacia adelante.

Los bloques asociados al esquema MPC son los siguientes: Modelo de Predicción, Optimizador (optimización dinámica), Cálculo de Referencia (optimización de estado estable) y Estimador de Estados, los cuales se muestran en la Figura 6 y se describen a continuación.



**Figura 6.** Esquema del controlador MPC.

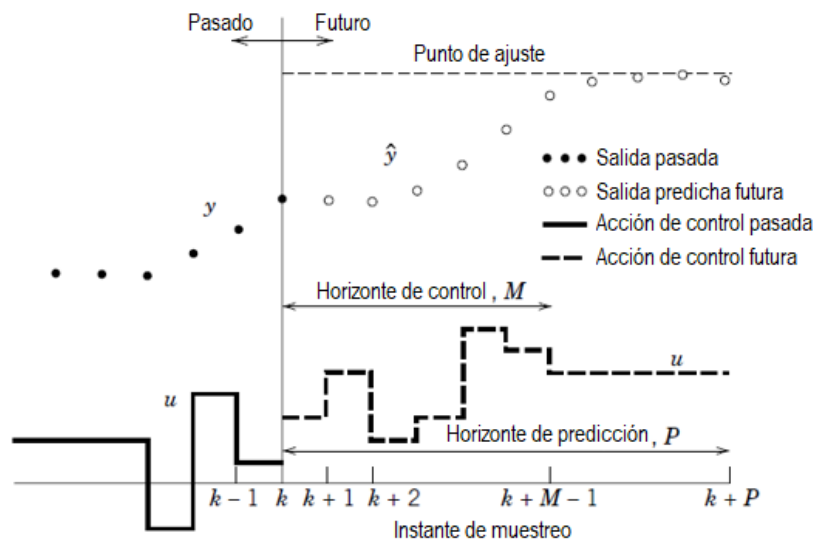
### *Modelo de Predicción*

Es la representación del sistema que permite predecir el comportamiento de éste en el horizonte de predicción.

### *Optimizador*

El objetivo de los cálculos de control del optimizador es determinar la secuencia de la acción de control para que la respuesta del sistema predicha alcance una referencia específica de forma óptima, como se explica en (Seborg, y otros, 2011).

La secuencia de control que se obtiene como resultado de la implementación del esquema MPC corresponde a  $u(k + i - 1)$  en la Figura 7, con  $i = 1, \dots, M$  donde  $M$  es el horizonte de control, sin embargo, sólo la primera acción de control de la secuencia se aplica a la planta, la cual constituye la salida del bloque Optimizador.



**Figura 7.** Principio de funcionamiento de MPC. Tomada de (Seborg, y otros, 2011) y modificada.

La señal de control se obtiene a partir de las mediciones actuales de los estados del sistema (o su estimación si es el caso) y de las predicciones de los valores futuros de salida del sistema  $\hat{y}(k + i)$  con  $i = 1, \dots, P$  donde  $P$  es el horizonte de predicción.

Adicionalmente, se deben conocer las restricciones sobre las entradas y salidas de la planta para ser consideradas en la optimización, y también las señales entregadas por el bloque de Cálculo de Referencia, ya que se busca minimizar la desviación de las predicciones respecto a las trayectorias de referencia. Para hacerlo, se construye una función objetivo de forma que al minimizarla se obtenga la solución del problema de control óptimo.

La función objetivo puede variar dependiendo de la aplicación y de las características deseadas del controlador, a continuación se muestra la estructura de una función objetivo estándar simplificada presentada en (Bemporad, y otros, 2014). En ésta, la acción de control del MPC en el instante  $k$  se obtiene resolviendo el problema de optimización planteado en (31), donde  $\Delta u(k|k) = u(k) - u(k - 1)$ .

$$\min_{\Delta u(k|k), \dots, \Delta u(m-1+k|k)} \sum_{i=0}^{P-1} \left( \|\hat{y}(k+i+1|k) - y_{ref}(k+i+1)\|_Q^2 + \|\Delta u(k+i|k)\|_R^2 + \|u(k+i|k) - u_{ref}(k+i)\|_S^2 \right) \quad (31)$$

Además de las señales correspondientes a la predicción de la salida del modelo  $\hat{y}$  y la acción de control  $u$ , se incluyen las señales de referencia o puntos de ajuste para éstas,  $y_{ref}$  y  $u_{ref}$ . De acuerdo a los términos presentes en (31) se observa que el problema de optimización busca minimizar en el primer término, la desviación de las variables controladas predichas respecto a sus trayectorias de referencia durante el horizonte de predicción; en el segundo término, la variación en la acción de control, y en el tercer término, la desviación de las variables manipuladas respecto a sus trayectorias de referencia, usando pesos para cada uno de los términos  $Q$ ,  $R$  y  $S$ , respectivamente. Estos pesos indican la ponderación e importancia que se pretende dar a cada término de acuerdo al comportamiento deseado del sistema, y para el caso lineal corresponden a matrices con dimensiones dadas por la cantidad de estados, salidas y entradas, sin embargo, en el caso más simple, son escalares.

### *Cálculo de Referencia*

El objetivo de la optimización en estado estable ejecutada en este bloque es determinar las trayectorias o puntos de referencia para las variables controladas y manipuladas, que posteriormente se utilizan en los cálculos de control del Optimizador.

Generalmente la referencia se obtiene a partir de una optimización económica basada en el comportamiento en estado estable del sistema. Algunos objetivos de optimización típicos, mencionados en (Seborg, y otros, 2011), son la maximización de una función de ganancia, la minimización de una función de costo o la maximización de una tasa de producción.

Aunque en algunos casos se utiliza una referencia estática, es común que los valores óptimos de referencia varíen en el tiempo debido al cambio en las condiciones del proceso.

Este bloque se utiliza para entregar al Optimizador el valor de referencia, sin embargo, en algunas aplicaciones se encuentra integrado en ese bloque cuando la optimización se realiza directamente al minimizar una función objetivo, caso en el que no se tiene una trayectoria a seguir, sino en el que se encuentran los valores de la acción de control que permiten mejorar el índice de desempeño, sin la necesidad de encontrar trayectorias de este tipo de forma independiente.

#### *Estimador de Estados*

Para la aplicación de MPC en cada instante o tiempo de muestreo, se requieren los valores de los estados actuales del sistema dada la naturaleza predictiva de esta técnica de control. Sin embargo, no siempre se puede acceder directamente a estos estados, caso en el cual se debe usar un estimador de estados para obtener esos valores.

Todos los estados del sistema deben ser medidos o estimados, ya que ingresan como condiciones iniciales al controlador MPC, específicamente como condiciones de partida para la predicción de los valores futuros que se realiza usando el modelo de la planta.

Una de las variantes de la técnica MPC derivada de la necesidad de definir una función objetivo o función de costo específica, corresponde al controlador de tipo MPC económico.



Al igual que el controlador MPC No lineal (NMPC) derivado de la necesidad de incorporar modelos No-lineales a la estrategia de control MPC.

Ambas variantes serán descritas de manera breve a continuación con la finalidad de servir como marco teórico para el controlador objeto de la presente tesis de maestría.

### **3.3.1 MPC Económico**

Una función objetivo cuadrática típica de un controlador MPC tradicional es adecuada para el seguimiento de referencias específicas de variables controladas y manipuladas. Sin embargo algunas aplicaciones pueden requerir realizar la optimización para diferentes criterios, tales como una combinación de funciones lineales o no lineales.

Los controladores MPC económicos optimizan las acciones de control para minimizar una función objetivo o función de costo genérica bajo restricciones arbitrarias no lineales. El nombre MPC económico deriva de aplicaciones en las que la función objetivo o función de costo para minimizar, es el costo operativo en términos económicos del sistema bajo control.

Un controlador de tipo MPC económico usa tipos de función objetivo genérica o específica diferente a la típica función objetivo cuadrática, es aplicable a restricciones no-lineales en adición a restricciones lineales definidas para un controlador específico y el computo de los movimientos de control óptimo se resuelven típicamente solucionando un problema de programación no lineal (*Non-Linear Programming, NLP*).

### 3.3.2 MPC No Lineal (NMPC)

El MPC es muy utilizado en la industria actualmente y el planteamiento del problema generalmente corresponde al uso de modelos lineales de los procesos junto a una función objetivo cuadrática, construyendo así un problema de programación cuadrática, cuya solución ha sido desarrollada ampliamente en el campo investigativo. Sin embargo, en algunos casos es difícil aproximar el comportamiento de un proceso usando un modelo lineal cuando éste es altamente no lineal. En estos casos se plantea el problema usando modelos no lineales y utilizando el Control Predictivo Basado en Modelo No Lineal (*Nonlinear Model Predictive Control*, NMPC).

El NMPC sigue el mismo principio de funcionamiento del MPC, sin embargo, está caracterizado por una mayor complejidad en la construcción del modelo y por la solución de un problema de optimización numérica de Programación No Lineal (*Non-Linear Programming*, NLP) que da lugar a mayores exigencias computacionales.

A medida que se avanza en la investigación relacionada con NMPC se superan estas dificultades, por ejemplo, la técnica solía utilizarse solo para el control de procesos con dinámica lenta debido al largo tiempo de ejecución de la optimización, pero ya existen aplicaciones en procesos tan rápidos como el presentado en (Merabti, y otros, 2015) en el campo de la robótica. Adicionalmente, se está trabajando en la construcción de algoritmos más simples y eficientes que permitan el uso de NMPC, sin que la demanda de recursos computacionales sea un problema; uno de los algoritmos desarrollados recientemente se encuentra en (Stella, y otros, 2017), pensado para sistemas embebidos y el cual tiene bajos requerimientos de memoria y es de fácil implementación.

Los algoritmos de control óptimo no lineal para resolver el problema NLP generalmente son extensiones de métodos de tipo Newton y pueden clasificarse de muchas maneras, sin embargo, se adopta la clasificación presentada en (Diehl, y

otros, 2009). Según ésta, de acuerdo a las iteraciones no lineales se puede utilizar un enfoque secuencial o un enfoque simultáneo para resolver el problema de tipo NLP, y de acuerdo a la gestión de las desigualdades, el método puede ser de tipo Programación Cuadrática Secuencial (*Sequential Quadratic Programming, SQP*) o Punto Interior No Lineal (*Nonlinear Interior Point, Nonlinear IP*).

#### *Enfoque Secuencial*

En este enfoque, el problema se resuelve usando una parametrización finita de la trayectoria de control, la cual constituye la parte variable desconocida del problema. En este caso se eliminan las trayectorias de estado integrando numéricamente la ecuación diferencial y la función de costo que hacen parte de la formulación. Para cada evaluación de la función de costo en la solución de éste, la ecuación diferencial y la función de costo son integradas numéricamente utilizando la estimación actual de los parámetros de entrada del optimizador. La optimización y simulación se ejecutan secuencialmente encontrando una trayectoria de estado factible, como se explica en (Allgöwer, y otros, 2004).

#### *Enfoque Simultáneo*

En este enfoque la solución de la ecuación diferencial y la optimización se obtienen simultáneamente, por lo cual la ecuación diferencial se discretiza en el tiempo obteniendo un conjunto de ecuaciones algebraicas no lineales que se incluyen en el problema como igualdades no lineales. Los estados intermedios son considerados variables desconocidas al igual que la parametrización de la trayectoria de control y la función de costo se evalúa reemplazando la integral por una sumatoria. Las consideraciones mencionadas dan origen a un problema de optimización con un mayor número de restricciones y variables, como se indica en (Johansen, 2011).

#### *Programación Cuadrática Secuencial (SQP)*

Los métodos SQP linealizan las condiciones de optimalidad Karush-Kuhn-Tucker (KKT) en la iteración actual, obteniendo un conjunto de condiciones lineales que se pueden interpretar como las condiciones KKT de un problema cuadrático (*Quadratic Program*, QP). La solución de problemas QP ha sido estudiada ampliamente; por ejemplo, en (Johansen, 2011), se muestra el uso de métodos de conjunto activo, los cuales reemplazan las desigualdades con igualdades basadas en la suposición de un conjunto activo que mejora a medida que el método converge hacia la solución óptima.

#### *Punto Interior No Lineal (Nonlinear IP)*

Los métodos IP afrontan la solución de las condiciones KKT reemplazando la última de estas condiciones por una aproximación suave no lineal, para posteriormente resolver un problema alternativo que consiste en ecuaciones algebraicas no lineales, usando el método de Newton. El resultado no corresponde a la solución del problema original sino a una modificación de éste, siendo una solución que se encuentra en el interior del conjunto descrito por las desigualdades y se acerca a la solución real. Después de un número limitado de iteraciones de Newton reduciendo el parámetro de modificación de la condición KKT, el cual parametriza un camino en el interior de la región factible hacia el óptimo, se puede obtener una solución con una exactitud significativa del problema NLP de partida.

## 4 METODOLOGÍA DE IDENTIFICACIÓN, DISEÑO Y DESARROLLO DEL CONTROLADOR NMPC PARA UN POZO CON SLA-BES

Este capítulo presenta la metodología de identificación paramétrica del modelo integrado Yacimiento-Pozo Productor-SLA, el diseño y el desarrollo de la estrategia de control NMPC para un pozo con SLA-BES de un campo de producción colombiano. A continuación se presenta la metodología de identificación paramétrica que permite obtener el modelo de predicción que utiliza el controlador NMPC que será diseñado y desarrollado en ambiente de simulación.

### 4.1 SELECCIÓN DEL MODELO DE LA PLANTA

La selección del modelo de la planta es uno de los aspectos más importantes en el desarrollo de un controlador NMPC, pues según su principio de funcionamiento, la obtención de una acción de control precisa depende directamente con la capacidad del modelo para realizar una buena predicción del comportamiento de la planta que para este caso corresponde al conjunto yacimiento-pozo productor-SLA BES. Las ecuaciones de los modelos presentados en la sección 3.2 se muestran en la Tabla 3.

**Tabla 3.** Comparación de los modelos presentados para un pozo con SLA-BES.

	<i>Modelo Ronning</i>	<i>Modelo Sharma-Glemmestad</i>
1ª ecuación	$\dot{q} = \frac{\bar{A}}{\bar{\rho} \bar{l}} \left\{ p_{FBHP} - p_c^{in} + \bar{\rho} g H_{ESP}(f_{ESP}) \right. \\ \left. - \frac{(B_0^1 + B_1^1) \rho_1 \bar{q}^2}{A_1} \right. \\ \left. - \frac{(B_0^2 + B_1^2) \rho_2 \bar{q}^2}{A_2} - \rho_1 g (h_r \right. \\ \left. - h_p) - \rho_2 g (h_p - h_c) \right\}$	$\dot{q}_l = \frac{A_t}{\rho_l (L_r + L_t)} \left\{ P_{wf} - P_{wh} \right. \\ \left. + \rho_l g H_{ESP}(q_l, f_r) \right. \\ \left. - \frac{f_{Dr} L_r \rho_l q_l^2}{2 D_{hr} A_r^2} - \frac{f_{Dt} L_t \rho_l q_l^2}{2 D_{ht} A_t^2} \right. \\ \left. - \rho_l g L_r - \rho_l g L_t \right\}$

2ª ecuación	$\dot{p}_{FBHP} = \frac{\beta_1}{A_1 L_1} (PI (p_r - p_{FBHP}) - \bar{q})$	$P_{wf} = \frac{\beta}{A_r L_r} [PI (P_r - P_{wf}) - q_l]$
3ª ecuación	$\dot{p}_c^{in} = \frac{\beta_2}{A_2 L_2} \left( \bar{q} - k G_c(z_c) \sqrt{p_c^{in} - p_c^{out}} \right)$	$P_{wh} = \frac{\beta}{A_t L_t} \left[ q_l - \bar{N}_6 C_v \sqrt{\frac{\max(P_{wh} - P_{man}, 0)}{\rho_l}} \right]$

La similitud entre las ecuaciones de los dos modelos es notoria. En cuanto a la primera ecuación, difieren en la utilización de parámetros del pozo en su versión real o promedio ( $A$ ,  $\rho$ ,  $l$ ) y en los parámetros con los que se calculan las pérdidas de presión por fricción ( $B_0$ ,  $B_1$ ,  $f_D$ ,  $D_h$ ). La segunda ecuación es igual para los dos casos, y en cuanto a la tercera, los modelos difieren en el coeficiente que caracteriza la válvula de estrangulamiento ( $k G_c(z_c)$ ,  $\bar{N}_6 C_v$ ), suponiendo similitud en la presión de entrada de la válvula y la presión en la cabeza del pozo.

El modelo seleccionado fue el de Sharma-Glemmestad, por los siguientes motivos:

- Cumple con los requerimientos del sistema de control NMPC que se desea diseñar y desarrollar.
- Coincide con la versión de Ronning, pero describe de forma más concreta y simplificada el sistema Yacimiento-Pozo-SLA.
- Utiliza el valor directo del área y longitud del pozo para dos secciones diferentes  $A_r, A_t, L_r, L_t$  bajo y sobre la bomba centrífuga respectivamente, los cuales se obtienen directamente de la información existente de los estados mecánicos del pozo garantizando una representación más precisa del pozo objetivo, mientras Ronning plantea el uso de un solo valor promedio del área y longitud  $\bar{A}, \bar{l}$  obtenida del cálculo de las dos secciones (ver primera ecuación).

- Agrupa los parámetros de las ecuaciones de forma más comprensible, y utiliza parámetros de uso común que son fácilmente obtenidos con la información típica hallada en la industria petrolera facilitando los cálculos como por ejemplo el de las pérdidas de presión por fricción.
- Ha sido utilizado en importantes aplicaciones de la técnica MPC, como las que se encuentran en (Binder, y otros, 2014) y (Sharma, y otros, 2014).

## 4.2 IDENTIFICACIÓN PARAMÉTRICA DEL MODELO DEL SISTEMA

La metodología de identificación paramétrica se propuso a partir del modelo Sharma-Glemmestad seleccionado en la sección anterior, el cual tiene en cuenta las interacciones entre el yacimiento, el pozo productor y el sistema de levantamiento artificial por bombeo electro-sumergible.

La metodología consiste en la identificación de los parámetros del modelo de las ecuaciones (28)-(30) para el pozo productor objetivo a partir de datos operacionales de éste.

En la metodología desarrollada se usan datos de construcción del pozo  $A_r, A_t, L_r, L_t, D_{hr}, D_{ht}$  y datos operacionales que contienen la respuesta de los estados  $q_l, P_{wf}$  y  $P_{wh}$  (donde  $q_l$  es la salida del modelo), a cambios significativos de la entrada del modelo  $f_r$ . A continuación se describen los 5 pasos que la componen.

### 4.2.1 Paso 1: Definición de parámetros

El primer paso consiste en definir, los parámetros del sistema que se muestran en la Tabla 1.

A continuación, se describe en modo general la forma en la que se obtiene el valor de cada uno de los parámetros de la Tabla 1, la cual puede variar dependiendo de la disponibilidad de la información para el pozo que se deba identificar.

*Parámetros  $g$  y  $\overline{N}_6$* : se tienen los valores de estas constantes.

*Parámetros  $A_r, A_t, L_r, L_t, D_{hr}$  y  $D_{ht}$* : son parámetros relacionados con la estructura del pozo y se determinan a partir del estado mecánico de éste.

*Densidad del fluido  $\rho_l$* : se obtiene calculando el promedio de las mediciones de densidad realizadas en campo.

*Módulo de compresibilidad del fluido  $\beta$* : se obtiene a partir de mediciones realizadas en el pozo objetivo o en un pozo cercano, considerándose como un valor aproximado al valor real.

*Presión estática de fondo del yacimiento  $P_r$* : se determina a partir de las mediciones de este parámetro directamente en el pozo objetivo, analizado o con las de un pozo cercano. Este parámetro puede no estar disponible, y por lo tanto, es posible requerir su estimación.

*Factor de fricción de Darcy  $f_{Dr}$  y  $f_{Dh}$* : se calculan a partir de la ecuación de Colebrook-White en forma explícita, específicamente a través de la solución de Serghides que se presenta en (Lester, 2004) y corresponde al sistema expresado en (32).

$$\begin{aligned}
 A &= -2 \log_{10}[(\varepsilon/3.7D) + (12/Re)] \\
 B &= -2 \log_{10}[(\varepsilon/3.7D) + (2.51 * A/Re)] \\
 C &= -2 \log_{10}[(\varepsilon/3.7D) + (2.51 * B/Re)] \\
 f_D &= \left( A - \frac{(B - A)^2}{C - 2B + A} \right)^{-2}
 \end{aligned} \tag{32}$$

Donde  $\varepsilon$  es la rugosidad absoluta (en m),  $D$  es el diámetro de la tubería (en m), y  $Re$  es el número de Reynolds (adimensional) que caracteriza el movimiento del fluido y se calcula a partir de la ecuación (33).



$$Re = \frac{\rho D v}{\mu} = \frac{\rho D Q}{\mu A} \quad (33)$$

Para calcular el número de Reynolds se utilizan datos como el diámetro ( $D$ ) y el área transversal de la tubería ( $A$ ) obtenidos a partir del estado mecánico del pozo, además de variables medidas en éste como la densidad del fluido ( $\rho$ ), la viscosidad dinámica del fluido ( $\mu$ ) y el caudal ( $Q$ ).

*Coefficientes  $a_0, a_1, a_2, a_3$  y frecuencia  $f_0$* : los coeficientes polinomiales para la altura de la columna se calculan a partir de las curvas de comportamiento de la bomba centrífuga entregadas por el fabricante, realizando el ajuste de la curva y considerando el número de etapas de la bomba. En éstas se establece también la frecuencia de referencia  $f_0$ .

A partir de las instrucciones anteriores, se definen la mayor parte de los parámetros utilizando las mediciones realizadas en campo de acuerdo a su disponibilidad y confiabilidad. Sin embargo, los parámetros que no pueden definirse de esa forma deberán ser estimados para completar el modelo, estos son típicamente:  $PI$ ,  $C_v$  y  $P_{man}$  (y en algunos casos  $P_r$ ). Es necesario definir los valores iniciales para estos en este primer paso con la finalidad de iniciar la estimación en los pasos siguientes.

#### **4.2.2 Paso 2: Preparación de los datos operacionales de estimación**

En este paso se procesan los datos operacionales recopilados en campo con los cuales se ejecutan los procedimientos para estimar los parámetros que no pudieron definirse en el Paso 1.

Usando estos datos de entrada se ejecutan las etapas de pre-procesado que se explican a continuación.

##### *Selección de datos*

Comprende la selección de las variables y el conjunto de datos asociado a ellas requeridos para la estimación de los parámetros.

### *Cálculo de la $P_{wf}$*

Los datos de presión de fondo fluente del pozo  $P_{wf}$  se obtienen a partir de cálculos que procesan las mediciones realizadas de la presión de entrada de la bomba (*Pump Intake Pressure*, PIP).

### *Pre-filtrado*

Permite eliminar *outliers* específicos y generar un objeto de datos *iddata* en MATLAB que contenga los estados y la entrada de la planta, con un tiempo de muestreo definido, es decir, haciendo que los datos estén igualmente espaciados e interpolando los faltantes.

### *Filtrado*

Permite realizar un filtrado pasa-banda de los datos usando el comando *idfilt* de MATLAB, especificando la banda deseada, y obteniendo el objeto de datos final con el que se realiza la estimación de parámetros.

## **4.2.3 Paso 3: Parametrización del modelo del sistema**

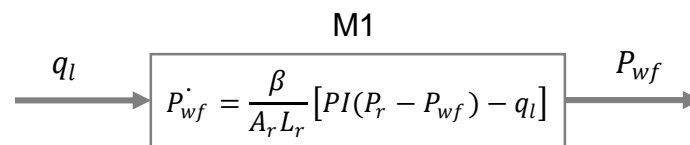
Después de preparar los datos operacionales en el Paso 2, se determinan los parámetros escogidos para la estimación, parametrizando así el modelo de las ecuaciones (28)-(30) para el pozo objetivo.

En este paso se realiza el proceso de estimación de los parámetros del modelo que no pudieron definirse a partir de la información disponible, es decir, los parámetros  $PI$ ,  $C_v$ ,  $P_{man}$ , y en algunos casos  $P_r$ , los cuales se determinan utilizando el método *pem* (*prediction-error minimization*) de MATLAB.

En la estimación se presentan 3 sub-modelos obtenidos de la selección y agrupación de las ecuaciones de estado del Modelo Sharma-Glemmestad, los cuales se explican a continuación.

### Sub-modelo M1

El parámetro  $PI$  no puede calcularse de forma directa ya que se obtiene a partir de mediciones de algunas variables. Adicionalmente, puede no estar disponible el valor de  $P_r$ . Por lo tanto, estos dos parámetros se estiman a partir de la ecuación (29) en la que éstos están incluidos junto a los estados  $q_l$  y  $P_{wf}$ . La estimación M1 se realiza con el primer sub-modelo (ver Figura 8) que corresponde a la ecuación número dos del modelo de Sharma-Glemmestad (ver tabla 3) y que describe únicamente la variación de la presión de fondo fluyente con el fin de obtener el valor de  $PI$  (y  $P_r$  si es necesario), el cual tiene como entrada el flujo de producción del pozo y como salida la presión de fondo fluyente de pozo, como se muestra en la Figura 8.

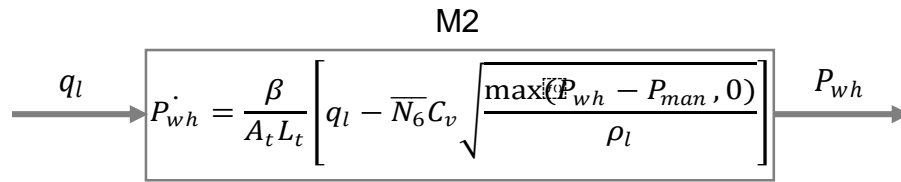


**Figura 8.** Sub-modelo M1 para la estimación del parámetro  $PI$  (y  $P_r$  si es necesario).

### Sub-modelo M2

El parámetro  $C_v$  representa una característica de la válvula de estrangulamiento. Incluso si el pozo no cuenta específicamente con una válvula de este tipo, para este sub-modelo ésta representará los efectos en la cabeza del pozo que permiten que cambie el flujo de producción. Además, el parámetro  $P_{man}$  representa la presión de colector de la cual no se tienen mediciones.

Los parámetros mencionados se estiman a partir de la ecuación (30) en la que están incluidos junto a los estados  $q_l$  y  $P_{wh}$ . La estimación M2 se realiza con un segundo sub-modelo que describe únicamente la variación de la presión en la cabeza del pozo con el fin de obtener el valor de  $C_v$  y  $P_{man}$ , el cual tiene como entrada la tasa de flujo y como salida la presión en la cabeza, como se muestra en la Figura 9.



**Figura 9.** Sub-modelo M2 para la estimación de los parámetros  $C_v$  y  $P_{man}$ .

### Modelo M3

En los casos en los que no estén disponibles las mediciones de la  $P_{wh}$ , no es posible usar el sub-modelo M2 para la estimación de  $C_v$  y  $P_{man}$ . Por lo tanto, estos parámetros se determinan usando el modelo M3, que consiste en el modelo total definido para el sistema, es decir, que comprende todas las ecuaciones del modelo. Se utiliza el resultado de la estimación de M1 antes de ejecutar el procedimiento de estimación con M3.

Así, se identifican dos posibles secuencias de estimación de parámetros de acuerdo a la disponibilidad de datos operacionales: la del conjunto M1-M2, o la del conjunto M1-M3.

#### 4.2.4 Paso 4: Preparación de los datos operacionales de validación

Al llegar a este paso ya se tiene la totalidad de los parámetros del modelo identificados, y se procede con la sección de validación. En el Paso 4 se requieren datos recopilados en campo con los cuales ejecutar procedimientos de validación del modelo, definiendo un nuevo conjunto de datos operacionales de campo, que deben ser diferentes a los ya usados en el proceso de estimación. Éstos también deben ser pre-procesados, para lo cual se sigue la instrucción descrita en el Paso 2.

#### 4.2.5 Paso 5: Validación del modelo del sistema

El proceso de validación se incluye en la metodología para determinar el desempeño del ajuste del modelo realizado. Para hacerlo, se utiliza el modelo M3,

cuyos parámetros son aquellos definidos en el Paso 1, pero actualizando el valor de aquellos estimados en el Paso 3:  $PI$ ,  $C_v$ ,  $P_{man}$  y  $P_r$  si aplica.

Se obtiene un criterio que indica el desempeño del ajuste del modelo específicamente para la salida del sistema (flujo de producción), usando la función *compare* de la herramienta de identificación de sistemas de MATLAB que utiliza el criterio de raíz del error cuadrático medio normalizado (NRMSE).

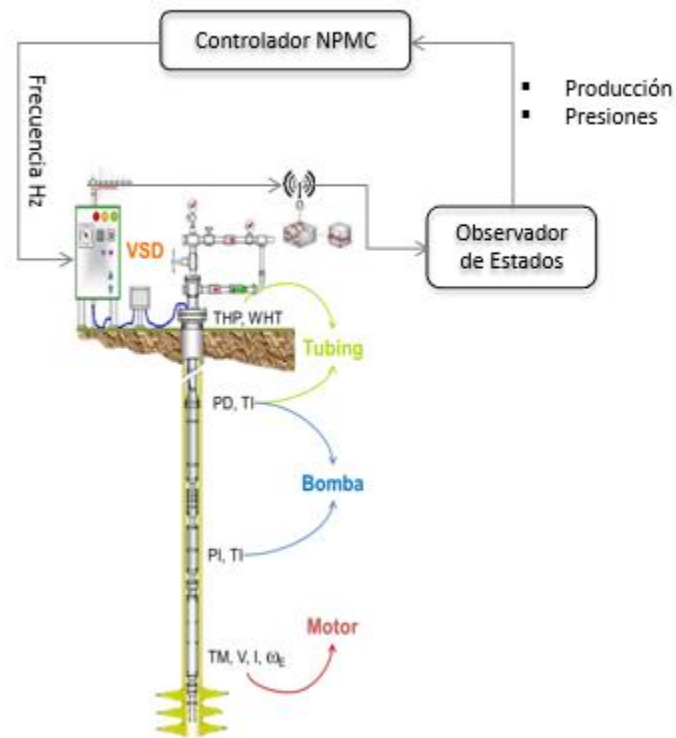
La utilidad de la metodología de identificación presentada será evaluada en la sección 5.1, en la que ésta será aplicada a un pozo productor petrolero específico.

### **4.3 DISEÑO DEL CONTROLADOR NMPC**

El sistema de control se presenta en la Figura 10. Este esquema de control comprende la adquisición de los valores instantáneos de variables operacionales que provienen de los equipos de subsuelo, la instrumentación de superficie y el variador de velocidad (*Variable Speed Drive*, VSD), los cuales se recopilan con el fin de realizar una estimación de los estados de la planta: flujo de producción promedio a través del pozo ( $q_l$ ), presión de fondo fluyente del pozo ( $P_{wf}$ ) y presión en la cabeza del pozo ( $P_{wh}$ ).

La estimación realizada es entregada al dispositivo que albergará los algoritmos del controlador NMPC, como por ejemplo un Programmable Logic Controller – PLC o cualquier plataforma computacional apta para la implementación en campo.

A partir de la estimación de estados, el controlador calcula el valor de la variable manipulada óptima, que corresponde a la frecuencia de operación de la bomba  $f_r$ , valor que es transmitido y ajustado en el VSD, el cual es el encargado de modificar la frecuencia del motor y este ajusta la frecuencia de operación de la bomba.



**Figura 10.** Esquema de control de un pozo petrolero con SLA-BES.

En esta sección se presenta el diseño del controlador NMPC teniendo en cuenta el esquema de control descrito y la estructura correspondiente a la estrategia de control seleccionada. Se proponen los bloques que lo componen y el algoritmo con el que finalmente se calcula el valor óptimo de la variable manipulada del sistema de control (frecuencia de operación de la bomba).

#### 4.3.1 Descripción del Sistema de Control

El controlador NMPC sigue el mismo principio de funcionamiento del MPC, sin embargo, está caracterizado por una mayor complejidad en la construcción del modelo de la planta y por la solución de un problema de optimización numérica de tipo NLP (*Non-Linear Programming*) que da lugar a mayores exigencias computacionales.

A continuación, se describen los bloques del sistema de control para esta aplicación particular, los cuales corresponden al esquema de la Figura 6.

#### 4.3.1.1 Modelo de Predicción

Corresponde al modelo M3 presentado previamente, que corresponde al conjunto de ecuaciones diferenciales no lineales (28)-(30).

#### 4.3.1.2 Restricciones

Se establecieron restricciones que permiten principalmente trabajar en una zona operacional segura y óptima de funcionamiento de la bomba electro-sumergible, tratando de mantener el punto de operación de ésta dentro de la envolvente operacional mientras se tienen en cuenta los límites de operación del conjunto Yacimiento-Pozo Productor-SLA BES. A continuación se describen las condiciones que se proponen evitar con la definición adecuada de las restricciones del controlador NMPC.

#### **Condición 1: Evitar la cavitación de la bomba.**

Para evitar la cavitación de la bomba es necesario que la presión de entrada de la bomba centrífuga  $p_{ESP}^{in}$  sea mayor a una PIP mínima, es decir,  $p_{ESP}^{in} \geq PIP_{min}$ . A partir del planteamiento en (Ronning, 2011) para el comportamiento en la sección inferior del pozo, se expresa la  $p_{ESP}^{in}$  en términos de la presión de fondo fluyente del pozo y de las contribuciones de presión desde el fondo hasta la BES, como se muestra en la ecuación (34). Luego se reemplazó esta expresión en  $p_{ESP}^{in} \geq PIP_{min}$ , construyendo la desigualdad para esta restricción mostrada en (35).

$$p_{ESP}^{in} = P_{wf} - \frac{f_{Dr} L_r \rho_l}{2D_{hr} A_r^2} q_l^2 - \rho_l g L_r \quad (34)$$

$$PIP_{min} - P_{wf} + \frac{f_{Dr} L_r \rho_l}{2D_{hr} A_r^2} q_l^2 + \rho_l g L_r \leq 0 \quad (35)$$

**Condición 2: Operar el flujo de producción en el rango óptimo de funcionamiento de la bomba.**

La bomba electro-sumergible tiene un rango de operación óptimo, entregado generalmente por el fabricante definido en las curvas de desempeño. El rango corresponde a un intervalo de valores de flujo  $q_l$ , por lo cual surgen dos restricciones, una para cada uno de los límites de operación (flujo máximo  $Q_{max}$  y flujo mínimo  $Q_{min}$ ), los cuales dependen de la frecuencia de operación de la bomba  $f_r$  como se muestra en las desigualdades (36)-(37).

$$q_l - Q_{max}(f_r) \leq 0 \quad (36)$$

$$-q_l + Q_{min}(f_r) \leq 0 \quad (37)$$

Las tasas de flujo se expresan a partir del valor de frecuencia de la bomba y los límites  $Q_{f_0,max,w}$  y  $Q_{f_0,min,w}$  definidos en las curvas de desempeño a la frecuencia de referencia  $f_0$  cuando el fluido es agua, de acuerdo a  $Q_{max}(f_r) = \frac{f_r}{f_0} Q_{f_0,max,w}$  y  $Q_{min}(f_r) = \frac{f_r}{f_0} Q_{f_0,min,w}$ .

**Condición 3: Operar la bomba con una frecuencia en el rango admitido.**

La frecuencia de operación de la bomba  $f_r$  sólo puede tomar los valores en un rango admitido, el cual está determinado por las características del conjunto motor-bomba electro-sumergible. Por lo tanto, se establecen las dos restricciones correspondientes a un límite máximo  $f_{rmax}$  y a un límite mínimo  $f_{rmin}$  en las desigualdades (38) y (39), las cuales no varían en el tiempo.

$$f_r - f_{rmax} \leq 0 \quad (38)$$

$$-f_r + f_{rmin} \leq 0 \quad (39)$$



**Condición 4: Operar la bomba con cambios en la frecuencia en el rango operacional seguro.**

Los cambios en la frecuencia de operación de la bomba  $\Delta f_r$  sólo pueden tomar los valores en un rango admitido, el cual está determinado por la interacción entre el conjunto motor-bomba electro-sumergible y el fluido en el fondo de pozo. Superar este cambio de frecuencia máximo en un solo paso conllevaría a una alta fuerza de torsión en el eje de acoplamiento que lo debilitaría mecánicamente progresando hasta su deformación o rompimiento. Con base en lo anterior se establece la restricción de la desigualdad (40) que define un límite máximo en el cambio de frecuencia  $\Delta f_{r,max}$ .

$$f_r(i) - f_r(i - 1) \leq \Delta f_{r,max} \quad (40)$$

**Condición 5: Evitar cambios en el Draw-Down (Arrastre) del pozo productor.**

Evitar cambios en el Draw-Down del pozo productor es importante para no alterar el arrastre de sólidos o generar fenómenos de cambio en los perfiles de los contactos agua/petróleo o gas/petróleo como resultado de la caída de presión por superar la tasa de producción máxima límite. Esta condición a diferencia de la condición 1, no depende de la frecuencia, y corresponde a un valor límite  $Q_{max}$  específico para cada pozo productor. Por lo tanto se establece la restricción en la desigualdad (41).

$$q_l \leq Q_{max} \quad (41)$$

#### 4.3.1.3 Optimizador

Este bloque contiene el algoritmo que realiza la optimización para calcular la señal de control (variable manipulada) con la cual se minimiza la función objetivo o función de costo.

La estructura del sistema de control objeto de la presente tesis de maestría no contempla el uso de un bloque independiente de cálculo de referencia para el cálculo de trayectorias a seguir, pues la acción de control se obtendrá directamente a partir de la minimización de la función de costo, formulada en términos económicos de la producción y los costos operativos del pozo productor de hidrocarburos, dentro del bloque Optimizador.

La función de costo  $J$  corresponde a la eficiencia productiva del sistema (máxima producción con recursos mínimos), planteada en este caso en términos económicos a través de los parámetros de costo  $C_o$  (precio del crudo) y  $C_e$  (precio de la energía eléctrica). Con el fin de considerar la máxima producción, el mínimo consumo de energía eléctrica y una variación reducida de la variable manipulada, se planteó la ecuación (42) como función de costo.

$$J(f_r, q_l) = -w_o C_o [(1 - WC)q_l] + w_e C_e BHP_w(f_r, q_l) + w_f \|f_r(i) - f_r(i - 1)\|^2 \quad (42)$$

La producción del pozo corresponde al primer término en el lado derecho de la ecuación (42), y se incluye con el propósito de obtener la maximización de las ganancias por la venta del crudo; en este caso se obtiene la tasa de flujo de aceite extrayendo el flujo de agua (representado con el corte de agua,  $WC$ ), y luego se multiplica por el precio del crudo  $C_o$  y un peso del término en la función  $w_o$ .

El consumo de energía de la bomba representa uno de los costos operacionales más representativos del sistema y corresponde al segundo término de la función de costo en (42). En éste se multiplican la potencia al freno consumida por la bomba  $BHP_w$ , el costo de la energía eléctrica  $C_e$  y el peso del término en la función  $w_e$ . La potencia cuando el fluido es agua  $BHP_w$  se muestra en la ecuación (43), y sus coeficientes se calculan a partir de la curva de desempeño de la bomba entregada por el fabricante.

$$BHP_w(f_r, q_l) = \frac{b_0}{f_o^3} f_r^3 + \frac{b_1}{f_o^2} f_r^2 q_l + \frac{b_2}{f_o} f_r q_l^2 + b_3 q_l^3 + \frac{b_4}{f_r} f_o q_l^4 \quad (43)$$

El último término de la ecuación (42) corresponde a la desviación de la acción de control respecto al instante que precede al actual para evitar variaciones desproporcionadas de ésta, con un peso  $w_f$  en la ecuación.

#### 4.3.1.4 Observador de estados

Generalmente se dispone de la variable manipulada mediante el acceso a los valores de la frecuencia de operación que presenta el VSD, la presión de fondo fluyente del pozo  $P_{wf}$  que es calculada mediante la igualdad expuesta en la ecuación (35) la cual usa la medición que arroja el sensor de fondo de la presión de entrada de la bomba PIP, llamada en el modelo  $p_{ESP}^{in}$  y la presión medida en la cabeza del pozo mediante un transmisor de presión llamada Tubing Head Pressure – THP que es la misma  $P_{wh}$ . No se dispone de forma típica de una medición del flujo de producción en tiempo real (tercer estado, salida del modelo), siendo necesario que esta variable sea inferida mediante técnicas de medición virtual o suministrada en menor frecuencia por un medidor físico de medición directa de tipo multifásico utilizado para las pruebas de producción de pozos productores.

En el presente Proyecto de grado se utilizó la medición virtual para inferir el flujo de producción del pozo petrolero. Este medidor virtual cumple la función de observador de estados y entrega el flujo de producción del pozo petrolero. El medidor virtual no hace parte del alcance de este trabajo.

#### 4.3.2 Algoritmo de control

El algoritmo de control determina el valor óptimo de la variable manipulada  $f_r$  de acuerdo a un método de optimización escogido, definiendo así el bloque Optimizador del controlador NMPC.

La estructura básica del algoritmo desarrollado en el presente Tesis de Grado toma como referencia el planteado en (Gruene, y otros, 2011). Para cada tiempo de muestreo  $t_n$ , donde  $n = 0, 1, 2, \dots$  se ejecutan tres etapas principales presentadas a continuación.

#### 4.3.2.1 Etapas del algoritmo NMPC propuesto.

##### *Etapa 1: Obtención de las condiciones iniciales del problema de control óptimo*

En este primer paso se mide el estado  $x(n) \in X$  del sistema.

##### *Etapa 2: Solución del problema de control óptimo.*

La segunda etapa se inicia definiendo como condición inicial  $x_0 = x(n)$  para luego resolver el problema de control óptimo.

El problema se resuelve ejecutando la minimización de la función de costo  $J_N$  que se muestra en la ecuación (44), donde la predicción del comportamiento de la planta  $x_u(k, x_0)$  para una acción de control  $u$ , se define de acuerdo a la ecuación (45) con la que se recalca la dependencia de la predicción en el instante  $k + 1$ , de la predicción realizada en el instante previo  $k$ .

$$\min_{u(\cdot) \in U^N(x_0)} J_N(x_0, u(\cdot)) = \sum_{k=0}^{N-1} l(x_u(k, x_0), u(k)) \quad (44)$$

$$x_u(0, x_0) = x_0, \quad x_u(k + 1, x_0) = f(x_u(k, x_0), u(k)) \quad (45)$$

La secuencia de control óptimo que se obtiene se define como  $u^*(\cdot) \in U^N(x_0)$ .

##### *Etapa 3: Definición de la señal de control del sistema*

En este último paso se define el valor de realimentación  $u^*(0) \in U$ , que corresponde al primer elemento de la secuencia de control óptima encontrada, y que se aplica a la planta como acción de control en el intervalo de muestreo siguiente.

#### 4.3.2.2 Parámetros de entrada

En la Tabla 4 se presentan los parámetros de entrada del algoritmo de control NMPC.

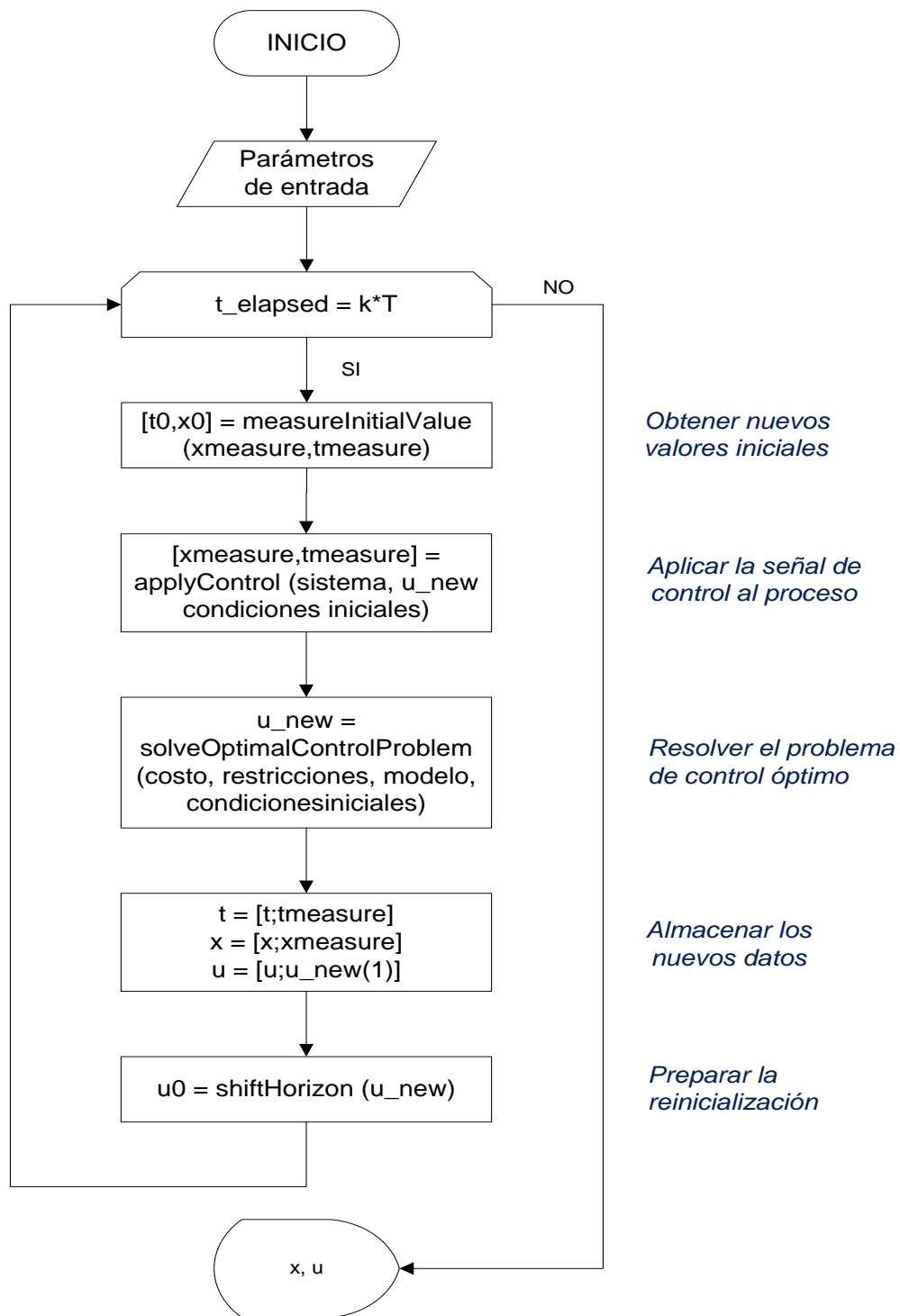
**Tabla 4.** Parámetros de entrada del algoritmo de control NMPC.

<i>Parámetro</i>	<i>Descripción</i>
N	Horizonte de predicción.
M	Horizonte de control.
T	Intervalo de control.
Tmeasure	Valor inicial de tiempo.
Xmeasure	Valor inicial de cada uno de los estados.
u0	Suposición inicial de la señal de control en lazo abierto.
tol_opt	Tolerancia del método de optimización.
opt_option	Método de optimización.
lprint	Modo de impresión de los datos de lazo cerrado.
Type	Dinámica del sistema descrita con ecuaciones diferenciales o en diferencias.
atol_ode_sim	Tolerancia absoluta en la solución de ODE para la predicción NMPC.
rtol_ode_sim	Tolerancia relativa en la solución de ODE para la predicción NMPC.

#### 4.3.2.3 Rutina principal del algoritmo NMPC y descripción de sus funciones

La rutina principal de ejecución del algoritmo de control NMPC corresponde al diagrama de flujo que se muestra en la Figura 11.

Después de incluir los parámetros de entrada inicia el ciclo que se ejecuta de acuerdo al intervalo de control definido.



**Figura 11.** Diagrama de flujo de la rutina principal del algoritmo de control NMPC.

En cada instante correspondiente al intervalo de control, se inicia obteniendo los valores iniciales que corresponden a la estimación realizada de los estados. En este

punto la variable manipulada  $f_r$ , calculada en el intervalo de control previo se aplica a la planta ingresando solo el primer valor del vector calculado en el horizonte de predicción. Luego, se resuelve el problema de control óptimo mediante la minimización, usando la función de costo, las restricciones, el modelo definido del sistema, y las condiciones iniciales establecidas, obteniéndose el vector  $u\_new$  de la variable manipulada definida para todo el horizonte de predicción pero con elementos limitados al horizonte de control. Luego se actualizan el vector de tiempo  $t$  y el vector de estados  $x$ , además del vector de la variable manipulada  $u$ , agregando el primer valor de la secuencia óptima obtenida  $u\_new(1)$ . A partir del resultado obtenido se establece el nuevo vector inicial  $u0$  para preparar la reinicialización. La secuencia se ejecuta nuevamente de acuerdo al intervalo de control definido.

A continuación se describen las funciones principales del código que se observan en el diagrama de flujo, las cuales corresponden a la estructura del algoritmo propuesto por (Gruene, y otros, 2011), y se modificaron de acuerdo a las necesidades del presente Proyecto de grado.

#### *measureInitialValue*

Esta función define las condiciones iniciales para el tiempo y los estados del sistema que se incluirán en el problema de control óptimo. En el primer instante de ejecución, entrega los valores definidos como condiciones iniciales en los parámetros de entrada. En los instantes sucesivos, entrega los valores que corresponden a la estimación de los estados, que actúan como condiciones iniciales del problema en el instante siguiente.

#### *applyControl*

Esta función aplica al sistema el primer valor de la variable manipulada de la secuencia de control obtenida en la optimización de la iteración previa, con el fin de ejercer el control al cambiar la variable manipulada y actualizar el comportamiento del sistema.

### *solveOptimalControlProblem*

Esta función resuelve el problema de control óptimo para los valores iniciales  $t_0$ ,  $x_0$  y la suposición de control inicial  $u_0$ . Tiene en cuenta los costos, los costos terminales, las restricciones, las restricciones terminales y las restricciones lineales para resolver el problema usando el método *fmincon* de MATLAB que realiza la minimización de una función multivariable no lineal con restricciones.

Luego, entrega la señal de control óptima calculada que corresponde a un vector con  $M$  (horizonte de control) elementos diferentes, pero de dimensión  $N$  (horizonte de predicción), pues se desea obtener una señal de control para todo el horizonte de predicción, por lo cual se replica el último elemento de  $u$  en todas las posiciones después de  $M$ .

### *shiftHorizon*

Esta función genera un desplazamiento de una posición en el vector de la señal de control óptima (variable manipulada), de esta forma  $u_{new}(2)$  se registra como la nueva suposición inicial de la variable manipulada  $u_0$  para el problema a resolver en el instante siguiente.

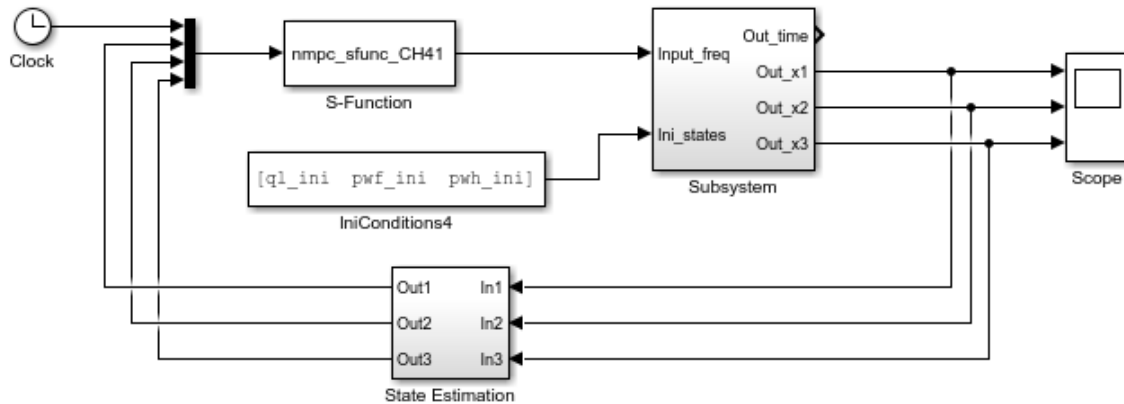
## **4.4 DESARROLLO DEL CONTROLADOR EN MATLAB**

Después de completar la descripción del sistema de control NMPC, se presenta su desarrollo en ambiente de simulación Simulink de MATLAB, donde se programó el algoritmo de control descrito en la sección 4.3.2, generando un modelo para simular el sistema para un pozo específico.

### **4.4.1 Configuración del controlador**

El modelo que se construyó en Simulink para representar el sistema completo y evaluar el desempeño de la estrategia de control se muestra en la Figura 12, donde se incluyen el Controlador, el Observador de Estados y la Planta, los cuales se describen a continuación.





**Figura 12.** Modelo del sistema de control en el ambiente de simulación.

### *Planta*

Representa el sistema Yacimiento-Pozo Productor-SLA real y en el ambiente de simulación se incluye en el bloque *Subsystem* usando el modelo del sistema definido por las ecuaciones (28)-(30), el cual se configura al definir un valor para cada uno de sus parámetros.

### *Estimador de Estados*

El *State Estimation* de la Figura 12 es el bloque Observador de Estados que realiza el cálculo y halla los estados del sistema y la salida arrojada por la medición virtual del flujo de producción. Este bloque no hace parte del alcance del presente Proyecto de grado.

### *Controlador*

Corresponde al bloque *S-function* que se ejecuta de acuerdo al código contenido en un archivo con extensión '.m'. Es de tipo discreto, ya que la señal de control no cambia constantemente pues depende de un intervalo de control establecido. La entrada del bloque será la estimación de los estados de la planta realizada por cálculos sobre variables medidas y el cálculo realizado por el medidor virtual, y el estado discreto del bloque *S-function* será la acción de control que corresponderá al valor que recibirá la variable manipulada del sistema.

La ejecución del bloque, tal como se explica en (The Mathworks, Inc, 2014), se realiza de acuerdo a las siguientes funciones de la *S-function*:

*Inicialización:* Antes del primer ciclo, el motor de simulación inicializa la *S-function* declarando el número y las dimensiones de los puertos de entrada y salida, estableciendo el tiempo de muestreo, inicializando algunas variables del controlador y ajustando la configuración para la ejecución de la optimización.

*Cálculo de la salida:* Cuando se completa la ejecución de este método el puerto de salida del bloque es válido para el paso de simulación actual. En esta rutina se especifica que la salida coincide con el estado discreto del sistema (acción de control).

*Actualización del estado discreto:* Permite actualizar el estado discreto que corresponde a la señal de control. En este método se toma la entrada (medición de los estados de la planta) como condición inicial para la simulación del modelo de predicción en la optimización. Luego, se resuelve el problema de control que determina la señal de control óptima en el horizonte de predicción, y finalmente se toma el primer valor de esta señal para actualizar el valor del estado discreto del controlador.

#### 4.4.1.1 Configuración de funciones secundarias del algoritmo

Como parte del proceso de configuración, se deben definir algunas funciones secundarias del algoritmo de control que describen la función de costo, las restricciones y el modelo de la planta.

La función de costo, definida como *costfunction* en el algoritmo principal, corresponde a la suma del costo en cada instante del horizonte de predicción, en términos de la señal de control para su optimización. El costo en cada instante  $J(\cdot)$ , correspondiente a la ecuación (42), se especifica en la función *runningcosts* y se pueden adicionar costos terminales a través de la función *terminalcosts*.

Las restricciones no lineales se especifican a través de la función *constraints* y se pueden especificar restricciones terminales con la función *terminalconstraints*. Las restricciones no lineales corresponden a las condiciones para evitar la cavitación de la bomba y para operar en el rango óptimo de caudal de la bomba, descritas por las ecuaciones (35)-(37). Las restricciones lineales están contenidas en la función *linearconstraints* y hacen que la bomba opere con una frecuencia en el rango admitido, es decir, permiten especificar los límites de frecuencia, de acuerdo a las ecuaciones (38)-(39).

El modelo de predicción de la planta correspondiente a las ecuaciones (28)-(30) se define en dos funciones diferentes, una para el caso que utiliza ecuaciones diferenciales, en *model\_ct*, y otra para el caso de ecuaciones en diferencias, en *model\_dt*.

#### 4.4.1.2 Parámetros de entrada del algoritmo

Después de establecer las funciones secundarias del algoritmo, es necesario definir los diferentes parámetros de entrada de éste, de acuerdo a las siguientes descripciones.

##### *Método de Optimización*

Los métodos disponibles para resolver el problema de optimización son el método de conjunto activo, con la opción 0, el método de punto interior, con la opción 1, el método de región de confianza, con la opción 2, y el método de programación cuadrática secuencial (SQP) con la opción 3.

Los métodos usados generalmente para la solución de problemas NMPC son Punto Interior y SQP. Entre los dos métodos de estudio, aquel con mejor desempeño es SQP siendo más exacto y eficiente, mientras Punto Interior emplea un mayor tiempo de cálculo con este tipo de problema y en ciertos casos no presenta convergencia. El método escogido ha mostrado buenos resultados en otras aplicaciones de NMPC, como aquellas en (Haverbeke, y otros, 2008), (Sharma, y otros, 2014) y

(Meum, y otros, 2008). Se incluye un parámetro de tolerancia del método de optimización *tol\_opt*.

#### *Tipo de descripción de la dinámica del sistema*

Existen dos tipos de dinámica que se pueden seleccionar en el código de programación, pues el modelo se puede describir usando ecuaciones en diferencias o ecuaciones diferenciales.

Al usar ecuaciones en diferencias, se discretiza el modelo del sistema a través de un método sencillo como Euler en adelante, obteniendo ecuaciones algebraicas que facilitan los cálculos reduciendo los recursos computacionales necesarios, sin embargo, puede implicar divergencia y bajas prestaciones debido a la aproximación realizada.

Al usar ecuaciones diferenciales también es necesario trabajar en tiempo discreto, sin embargo, las prestaciones son superiores ya que se utiliza el método *ode45* de MATLAB que se basa en un método Runge-Kutta (4,5) con el cual se realiza una aproximación que no se calcula sólo en los instantes de tiempo que corresponden al tiempo de muestreo del algoritmo, sino que corresponde a un paso variable lo cual es conveniente en términos de convergencia, aunque implica un aumento en los recursos computacionales requeridos.

Entre las dos posibles opciones, se utiliza el tipo 'ecuaciones diferenciales' para mejorar la exactitud y convergencia, y se establece un paso máximo para el método *ode45* para garantizar la precisión en la simulación del modelo de predicción. Además, se incluyen parámetros de tolerancia absoluta y relativa en la solución de las ecuaciones diferenciales del modelo de predicción, *atol\_ode\_sim* y *rtol\_ode\_sim*, respectivamente.

#### *Valores Iniciales*

Se requiere la inclusión de un valor inicial de los estados de la planta ( $x_{measure}$ ) para un tiempo inicial ( $t_{measure}$ ), además de una suposición inicial de la señal de control  $u_0$ .

### *Agrupación de parámetros*

Los parámetros del controlador para un pozo petrolero específico se pueden agrupar como sigue, ya que están asociados a su configuración (Tabla 5), su función de costo (Tabla 6), sus restricciones (Tabla 7) o al modelo del pozo (Tabla 8).

**Tabla 5.** Parámetros asociados a la configuración del controlador a través de la función `cont_config_parameters`.

<b>Nombre</b>	<b>Tipo</b>	<b>Descripción</b>
<b>N</b>	REAL	Horizonte de predicción
<b>M</b>	REAL	Horizonte de control
<b>T</b>	REAL	Intervalo de control [s]
<b>ITd</b>	REAL	Paso de tiempo interno [s]
<b>Tmeasure</b>	REAL	Valor inicial de tiempo [s]
<b>Xmeasure</b>	REAL[3]	Valor inicial de cada uno de los estados [bpd;psi;psi]
<b>u0</b>	REAL	Suposición inicial de la señal de control [Hz]
<b>tol_opt</b>	REAL	Tolerancia del método de optimización
<b>opt_option</b>	REAL	Método de optimización
<b>Type</b>	REAL	Dinámica del sistema descrita con ecuaciones diferenciales o en diferencias
<b>atol_ode_sim</b>	REAL	Tolerancia absoluta en la solución de ODE para la predicción NMPC
<b>rtol_ode_sim</b>	REAL	Tolerancia relativa en la solución de ODE para la predicción NMPC

**Tabla 6.** Parámetros asociados a la función objetivo del controlador a través de la función `cost_config_parameters`.

<i>Nombre</i>	<i>Tipo</i>	<i>Descripción</i>
<b>w_o</b>	REAL	Peso del término de producción
<b>w_e</b>	REAL	Peso del término de energía
<b>w_f</b>	REAL	Peso del término de variación de frecuencia
<b>Co</b>	REAL	Precio del crudo [USD/b]
<b>Ce</b>	REAL	Precio de la energía eléctrica [USD/kWd]
<b>b4</b>	REAL	Coefficiente de la curva de BHP [kW/bpd <sup>4</sup> ]
<b>b3</b>	REAL	Coefficiente de la curva de BHP [kW/bpd <sup>3</sup> ]
<b>b2</b>	REAL	Coefficiente de la curva de BHP [kW/bpd <sup>2</sup> ]
<b>b1</b>	REAL	Coefficiente de la curva de BHP [kW/bpd]
<b>b0</b>	REAL	Coefficiente de la curva de BHP [kW]
<b>f0</b>	REAL	Frecuencia de referencia [Hz]
<b>WC</b>	REAL	Corte de agua

**Tabla 7.** Parámetros asociados a las restricciones del controlador a través de la función `rest_config_parameters`.

<i>Nombre</i>	<i>Tipo</i>	<i>Descripción</i>
<b>Qmax</b>	REAL	Límite superior del rango óptimo de la tasa de flujo en la curva de referencia de la bomba [bpd]
<b>Qmin</b>	REAL	Límite inferior del rango óptimo de la tasa de flujo en la curva de referencia de la bomba [bpd]
<b>PIPmin</b>	REAL	PIP mínima permisible [psi]
<b>f0</b>	REAL	Frecuencia de referencia [Hz]
<b>Ar</b>	REAL	Área transversal de la sección I [m <sup>2</sup> ]
<b>Lr</b>	REAL	Longitud de la sección I de la tubería de producción [m]
<b>rho_I</b>	REAL	Densidad del fluido [kg/m <sup>3</sup> ]
<b>Dhr</b>	REAL	Diámetro hidráulico de la tubería (sección I) [m]
<b>FDr</b>	REAL	Factor de fricción de Darcy (sección I) [adim]
<b>G</b>	REAL	Gravedad [m/s <sup>2</sup> ]
<b>Umin</b>	REAL	Valor mínimo de las acciones de control [Hz]
<b>Umax</b>	REAL	Valor máximo de las acciones de control [Hz]

**Tabla 8.** Parámetros asociados al modelo del pozo petrolero a través de la función `model_config_parameters`.

<b>Nombre</b>	<b>Tipo</b>	<b>Descripción</b>
<b>Ar</b>	REAL	Área transversal de la sección I (bajo la bomba) [m <sup>2</sup> ]
<b>At</b>	REAL	Área transversal de la sección II (sobre la bomba) [m <sup>2</sup> ]
<b>Lr</b>	REAL	Longitud de la sección I de la tubería de producción [m]
<b>Lt</b>	REAL	Longitud de la sección II de la tubería de producción [m]
<b>Beta</b>	REAL	Módulo de compresibilidad del fluido del yacimiento [Pa]
<b>Pr</b>	REAL	Presión de fondo estática del yacimiento [Pa]
<b>PI</b>	REAL	Índice de productividad [m <sup>3</sup> /s/Pa]
<b>Pman</b>	REAL	Presión del colector [Pa]
<b>Cv</b>	REAL	Coefficiente de flujo de la válvula [adim]
<b>Dhr</b>	REAL	Diámetro hidráulico de la tubería (sección I) [m]
<b>Dht</b>	REAL	Diámetro hidráulico de la tubería (sección II) [m]
<b>FDr</b>	REAL	Factor de fricción de Darcy (sección I) [adim]
<b>FDt</b>	REAL	Factor de fricción de Darcy (sección II) [adim]
<b>f0</b>	REAL	Frecuencia de referencia [Hz]
<b>a3</b>	REAL	Coefficiente polinomial de la altura de la bomba a la frecuencia de referencia [s <sup>3</sup> /m <sup>8</sup> ]
<b>a2</b>	REAL	Coefficiente polinomial de la altura de la bomba a la frecuencia de referencia [s <sup>2</sup> /m <sup>5</sup> ]
<b>a1</b>	REAL	Coefficiente polinomial de la altura de la bomba a la frecuencia de referencia [s/m <sup>2</sup> ]
<b>a0</b>	REAL	Coefficiente polinomial de la altura de la bomba a la frecuencia de referencia [m]
<b>rho_I</b>	REAL	Densidad del fluido a través del pozo [kg/m <sup>3</sup> ]

#### 4.4.2 Ajuste del controlador

La sintonización del controlador después de su configuración inicial, permite ajustar su funcionamiento de acuerdo a las necesidades y prioridades establecidas para el sistema. Este ajuste se realiza cambiando solo algunos parámetros del controlador. Por ejemplo, a partir de la sección de identificación paramétrica se definen los parámetros del modelo de predicción que permanecen fijos en la sintonización (Tabla 8). Aquellos parámetros correspondientes a las restricciones tampoco varían, pues están asociados a los componentes de la planta, y no son ajustables.

Adicionalmente, existen parámetros asociados a la configuración del controlador y a la función de costo que también permanecen fijos pues representan características definidas del sistema.

Aquellos que no son fijos y que sí se tienen en cuenta en la variación de parámetros para el ajuste del controlador, se incluyen en la Tabla 9. Éstos hacen parte del grupo de parámetros asociados a la configuración del controlador o a su función objetivo, y se describen a continuación.

**Tabla 9.** Parámetros involucrados en el ajuste del controlador.

<i>Parámetro</i>	<i>Valor</i>
<i>N</i>	Horizonte de predicción
<i>M</i>	Horizonte de control
<i>T</i>	Intervalo de control [s]
<i>w_o</i>	Peso del término de producción
<i>w_e</i>	Peso del término de energía
<i>w_f</i>	Peso del término de variación de frecuencia

#### *Horizonte de predicción (N)*

Este parámetro determina el número de intervalos de control que hacen parte de la ventana de tiempo sobre la que se realiza la optimización de la función de costo. El aumento del valor de este parámetro hace que aumente el tiempo de ejecución al implicar un mayor número de simulaciones en las que el modelo de la planta se utiliza para predecir su comportamiento. El valor de este parámetro debe ser seleccionado teniendo en cuenta el tiempo de simulación del modelo de predicción, la disponibilidad de los recursos computacionales, el tiempo mínimo en el que la variable manipulada debe o puede realizar un ajuste (Intervalo de Control) y el horizonte de control.

#### *Horizonte de Control (M)*

Determina el número de intervalos en los que la señal de control puede variar. El valor de este parámetro debe ser seleccionado teniendo en cuenta el tiempo de



simulación del modelo de predicción, la disponibilidad de los recursos computacionales, el tiempo mínimo en el que la variable manipulada debe realizar un ajuste y el horizonte de predicción.

#### *Intervalo de Control ( $T$ )*

Este parámetro corresponde al tiempo de muestreo. Al ajustarlo se debe tener en cuenta la necesidad de tomar acciones de control sobre el sistema de acuerdo a las recomendaciones de los operadores de campo, con las que sugieren cambios poco frecuentes en la frecuencia de la bomba.

#### *Pesos de los términos de la función de costo*

Estos pesos determinan la selección de la acción de control en cada instante. Su ajuste depende de la forma en la que se desee priorizar la optimización de la función objetivo, ya que dependiendo de los requerimientos se podría dar más importancia a un término que a otro.

En general, el ajuste del controlador NMPC consiste principalmente en la determinación de los pesos de la función de costo, ya que los demás parámetros pueden configurarse de acuerdo a las restricciones de campo, al consumo deseado de los recursos computacionales o a la experiencia en el ajuste de pozos.

La ejecución del algoritmo de control presentado y el ajuste del controlador para un pozo productor específico, se muestran en la sección 5.2, en el capítulo de Resultados.

## 5 RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados de aplicación de la metodología de la estrategia de control propuesta en el Capítulo 4, en el que de forma general se planteó un paso a paso de identificación paramétrica para pozos petroleros con SLA-BES y se diseñó un controlador NMPC para optimizar el funcionamiento de éstos.

Como ejemplo de aplicación se escogió un pozo productor de hidrocarburo de un campo de producción Colombiano, ubicado en el departamento del Meta, desde ahora identificado como pozo petrolero 1 (PP1). A continuación, se muestran los resultados de identificación del modelo de este pozo productor y la configuración de un controlador NMPC para éste a partir de la simulación del sistema de control en el ambiente Simulink de MATLAB.

### 5.1 IDENTIFICACIÓN DEL MODELO DEL SISTEMA

En esta sección se presentan los resultados de la identificación paramétrica para el pozo PP1, siguiendo los pasos de la metodología de identificación descrita en la sección 4.2.

#### 5.1.1 Definición de parámetros del modelo

En el primer paso de la metodología, se determinaron los valores de los parámetros a partir de mediciones directas o cálculos sencillos, usando datos tomados del Estado Mecánico del pozo PP1 o del análisis PVT (*Presión-Volumen-Temperatura*), además de algunos datos operacionales con los que se definieron un caudal y un corte de agua inicial para aproximar el factor de fricción. Se incluyó la curva de altura de la columna de la bomba, tomada de la hoja de datos en (WSP, 2010), proporcionada por el fabricante.

Además de los parámetros conocidos, se estableció un valor inicial para los parámetros desconocidos  $PI$ ,  $C_v$ ,  $P_{man}$  y  $P_r$ . Para  $C_v$  y  $P_{man}$  se usaron valores típicos de los pozos, para  $P_r$  se tomó un valor de presión de un campo cercano, y para  $PI$  una aproximación básica realizada a partir de los datos operacionales. Los parámetros definidos se muestran en la Tabla 10.

**Tabla 10.** Definición de los parámetros del sistema Yacimiento-Pozo-SLA para PP1.

<i>Parámetro</i>	<i>Valor</i>
$A_r$	$\pi*(4.8125'')^2 \text{ in}^2$
$A_t$	$\pi*(2 \frac{3}{4}'')^2 \text{ in}^2$
$L_r$	2208.41 ft
$L_t$	6988.59 ft
$\rho_l$	0.950 g/cm <sup>3</sup>
$\beta$	1/(6.735e-6) psi
$P_r$	2756 psi
$PI$	1.9560e-10 m <sup>3</sup> /s/Pa
$P_{man}$	20 psi
$C_v$	30
$g$	9.8 m/s <sup>2</sup>
$\bar{N}_6$	27.3/(3600* $\sqrt{(10^5)}$ )
$D_{hr}$	9 5/8"
$D_{ht}$	5 1/2"
$f_{Dr}$	1.6885
$f_{Dt}$	0.9649
$a_0$	3.8938e3 m
$a_1$	-9.2237e4 s/m <sup>2</sup>
$a_2$	-8.4615e7 s <sup>2</sup> /m <sup>5</sup>
$a_3$	2.1383e9 s <sup>3</sup> /m <sup>8</sup>
$f_0$	60 Hz

### 5.1.2 Preparación de los datos operacionales de estimación

La preparación de los datos de estimación se realizó siguiendo los cuatro pasos que se describen a continuación.

*Paso1: Selección de datos*

Se realiza la selección de los datos históricos operacionales correspondiente al intervalo desde el día 11/Octubre a las 14:00:00 hasta el día 16/Octubre a las 14:00:00 de las variables  $f_r$ ,  $P_{wf}$ ,  $P_{wh}$ ,  $q_l$  para la estimación de los parámetros del modelo de la planta.

*Paso 2: Cálculo de la  $P_{wf}$*

Los datos de presión de fondo fluyente  $P_{wf}$  del pozo productor PP1 se obtuvieron a partir de la ecuación (34) que es alimentada con las mediciones realizadas de la presión de entrada de la bomba (PIP).

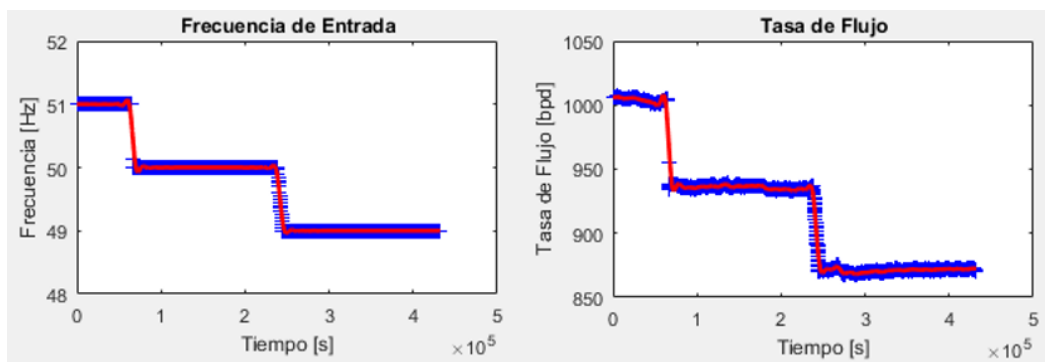
*Paso 3: Pre-filtrado*

En este paso se eliminaron *outliers* específicos y se generó un objeto de datos *iddata* en MATLAB que contiene los datos igualmente espaciados de los estados y la entrada de la planta mediante técnicas de muestreo e interpolación.

*Paso 4: Filtrado*

Se realizó un filtrado pasa-banda de los datos usando el comando *idfilt* de MATLAB, especificando la banda deseada, y obteniendo el objeto de datos final con el que se realiza la estimación de parámetros.

El resultado del procedimiento se puede observar en la Figura 13, que muestra los datos de estimación originales junto a los datos procesados.

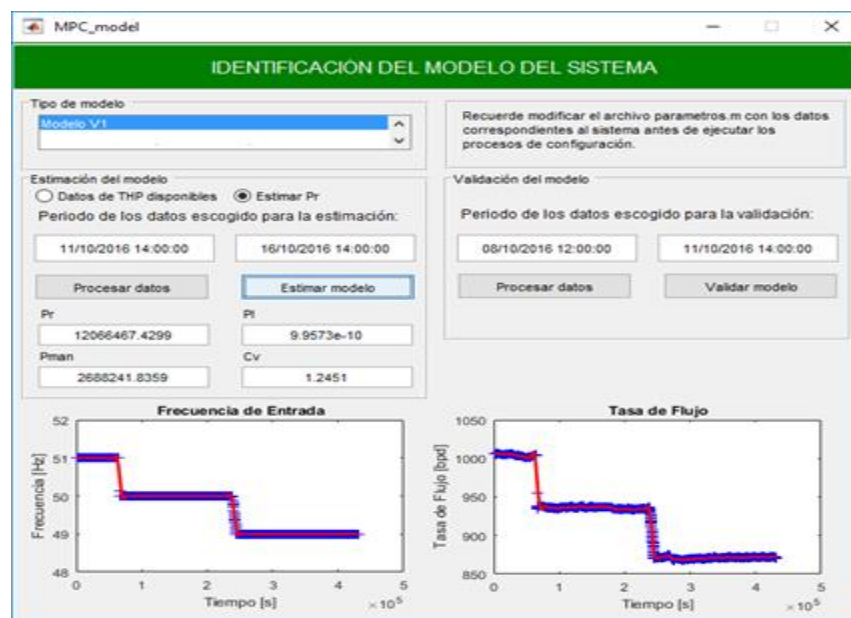


**Figura 13.** Datos de estimación originales (azul) y procesados (rojo) del Pozo Productor PP1.

### 5.1.3 Estimación de parámetros del modelo

La estimación se inició ejecutando el procedimiento sugerido en la metodología diseñada, en la que se encuentra el sub-modelo M1, y luego el sub-modelo M2, obteniendo los parámetros requeridos. Para identificar el M2 se utilizaron los datos disponibles de la presión en la cabeza del pozo (*Tubing Head Pressure*, THP), sin embargo, se obtuvo una bondad de ajuste muy reducida, por lo cual se usaron los resultados obtenidos ( $PI=9.9573e-10$  m<sup>3</sup>/s/Pa,  $C_v=12.4319$ ,  $P_{man}=213.17$  psi y  $P_r=1750.09$  psi) como punto de partida de una nueva estimación de parámetros.

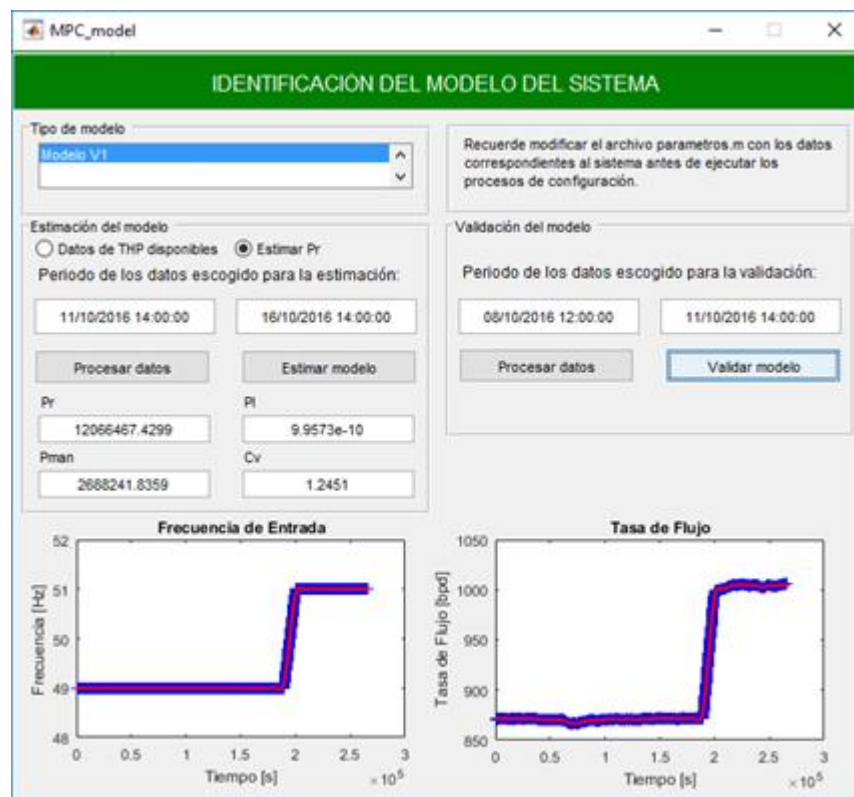
En el segundo proceso de estimación, nuevamente se seleccionó la opción de estimar  $P_r$ , mas no se utilizaron los datos de THP disponibles, pues la medición no era confiable según el análisis de estos datos. De acuerdo a lo anterior, en lugar de estimar los sub-modelos M1 y M2, primero se llevó a cabo la estimación del sub-modelo M1, y luego, la del modelo M3. Los resultados del proceso aparecen en la interfaz de identificación que se muestra en la Figura 14, donde las cajas de texto de la interfaz correspondientes a los parámetros  $PI$  [m<sup>3</sup>/s/Pa],  $C_v$  [adim],  $P_{man}$  [Pa] y  $P_r$  [Pa] se completaron al finalizar las iteraciones de estimación.



**Figura 14.** Interfaz de identificación del modelo que muestra los datos de estimación del Pozo Productor PP1.

#### 5.1.4 Preparación de los datos operacionales de validación

La preparación corresponde al mismo proceso realizado sobre los datos de estimación, seleccionando un conjunto de datos diferente al utilizado en ese caso. El conjunto de datos escogido para la validación del modelo corresponde al intervalo desde el día 08/Octubre a las 12:00:00 hasta el día 11/Octubre a las 14:00:00. El resultado del procedimiento se puede observar en la Figura 15, que muestra los datos de validación originales (en azul) junto a los datos procesados (en rojo).

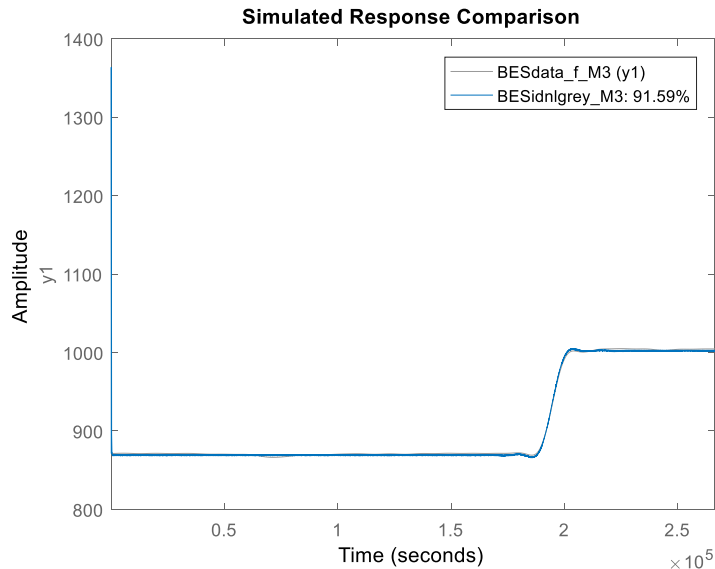


**Figura 15.** Interfaz de identificación del modelo que muestra los datos de validación del Pozo Productor PP1.

#### 5.1.5 Validación del modelo del sistema

El último paso de la metodología de identificación se lleva a cabo usando el modelo M3, cuyos parámetros son aquellos definidos al inicio de la aplicación de la metodología, pero actualizando el valor de aquellos estimados anteriormente:  $PI$ ,  $C_v$ ,  $P_{man}$  y  $P_r$ .

Para la validación se calculó un criterio que indica la bondad de ajuste del modelo sobre la salida del sistema (Flujo de Producción), usando la función *compare* de la herramienta de identificación de sistemas de MATLAB. El indicador NRMSE obtenido es igual a 91.59% y las tasas de flujo comparadas en la validación se muestran en la Figura 16.



**Figura 16.** Resultado de la validación del modelo obtenido para el Pozo Productor PP1.

A pesar de diferencias significativas entre la señal real y simulada del estado  $P_{wh}$  que no fue incluido en los datos operacionales para la estimación, se obtuvo un excelente ajuste de la salida de la planta  $q_l$ , pues el flujo de producción obtenido con el modelo de predicción generado sigue el comportamiento del flujo de producción tomado de los datos operacionales recopilados.

## 5.2 IMPLEMENTACIÓN DEL CONTROLADOR NMPC EN MATLAB

La construcción de la estrategia de control en Simulink de MATLAB se inicia con la identificación paramétrica del modelo del pozo petrolero PP1, la definición de restricciones, función objetivo, definición de parámetros y condiciones iniciales del modelo de predicción, y definición de los parámetros de sintonía del controlador.

Los parámetros de sintonía del controlador NMPC y del modelo de predicción se muestran en la Tabla 11.

**Tabla 11.** Definición de parámetros no ajustables de la estrategia de control (NMPC y Modelo de Predicción).

Parámetro	Valor
$iT_d$	0.05 s
$T_{measure}$	0 s
$X_{measure}$	[871.83 bpd; 1517.8 psi; 216.65 psi]
$u_0$	49 Hz
$tol_{opt}$	1e-8
$opt_{option}$	3
$Type$	'differential equation'
$atol_{ode_{sim}}$	1e-4
$rtol_{ode_{sim}}$	1e-4
$C_o$	40 USD/barril
$C_e$	6 USD/kWd
$b_4$	-2.1124e-12 kW/bpd <sup>4</sup>
$b_3$	8.7161e-09 kW/bpd <sup>3</sup>
$b_2$	-1.3586e-05 kW/bpd <sup>2</sup>
$b_1$	0.0486 kW/bpd
$b_0$	88.59 Kw
$WC$	0.0465
$Q_{max}$	1500 bpd
$Q_{min}$	800 bpd
$PIP_{min}$	450 psi
$u_{min}$	40 Hz
$u_{max}$	60 Hz

En la configuración del controlador, se establece un paso máximo  $iT_d$  para el método *ode45* de 0.05 segundos para garantizar la precisión en la simulación del modelo de predicción del pozo productor PP1. Además, se fijan las condiciones iniciales, el método de optimización, el tipo de modelo de la planta y las tolerancias del algoritmo. Respecto a la función de costo, se fijan todos sus parámetros excepto los pesos de los términos. En cuanto a las restricciones, se mantiene invariable la



definición del rango óptimo de operación de la bomba entre 800 bpd y 1500 bpd a la frecuencia de referencia, la mínima presión de entrada de la bomba de 450 psi y los límites de la frecuencia de operación de 40 Hz y 60 Hz.

### 5.2.1 Ajuste del Controlador NMPC

Los parámetros escogidos en la configuración inicial se incluyen en el modelo construido para el pozo productor PP1 que se muestra en la Figura 12, con el cual se realizan las simulaciones de variación de parámetros que corresponden al proceso de sintonización.

Se logró definir un procedimiento sencillo de ajuste del controlador, que consiste en una prueba inicial usando un intervalo de control reducido (un orden sugerido de  $T=240$  s) y valores recomendados de los demás parámetros. Con este ajuste inicial se acelera la simulación y se obtienen valores aproximados de los pesos de los términos. Posteriormente, se simula la prueba de sintonización real usando los pesos obtenidos previamente como valores iniciales de éstos, y configurando el intervalo de control real (un orden sugerido de  $T= 30$  min = 1800 s), con el fin de obtener los pesos de los términos finales, y consecuentemente, el controlador sintonizado.

El ajuste de los pesos se realiza manteniendo un peso fijo  $w_o=1$  para el término de producción, y variando los pesos restantes para obtener la señal de control deseada, es decir, cambiando el peso  $w_e$  del término de consumo energético de acuerdo a la importancia que se desea dar al ahorro de recursos, y cambiando el peso  $w_f$  del término de variación de la frecuencia de la bomba de acuerdo a los límites deseados para los cambios en la variable manipulada obteniéndose los siguientes valores  $w_o=1$ ,  $w_e=24$  y  $w_f=1100$ .

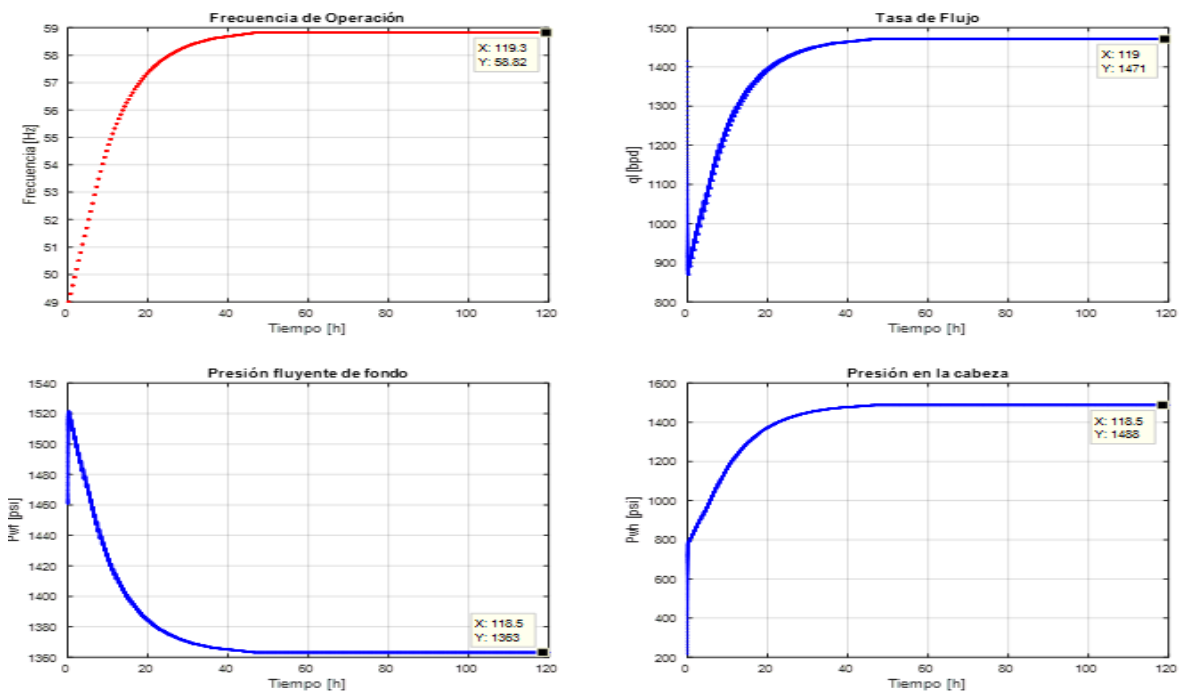
Para seleccionar el tamaño del horizonte de predicción (N) y el horizonte de control (M) se evaluaron diferentes valores de N y M, registrando el tiempo computacional asociado al hardware/software disponible, el desempeño de forma cualitativa del

comportamiento de las CVs y MVs, y el cumplimiento del requerimiento de no superar el tiempo asociado al intervalo de control establecido por la operación.

**Tabla 12. Tabla de análisis de alternativas y definición del horizonte de predicción y de control (resaltado en verde).**

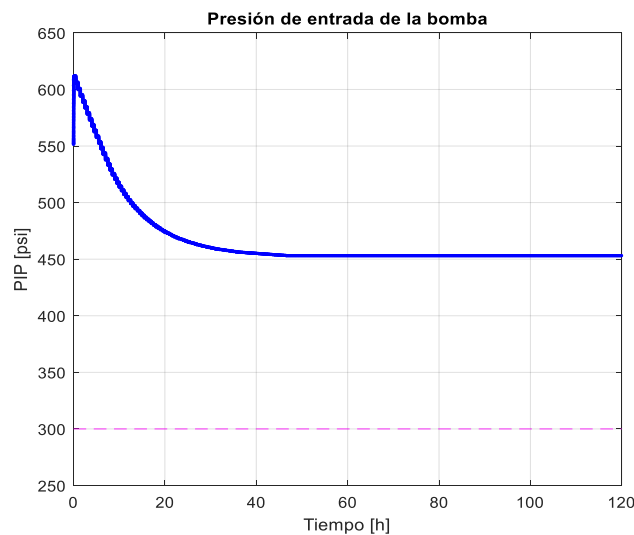
N: Horizonte de Predicción	M: Horizonte de Control	Tiempo Computacional (Min)	Desempeño Aceptable (CVs, MV)	Menor a Intervalo de Control (30 min)
3	1	12.71	No	Si
3	2	30.45	Si	No
3	3	37.42	Si	No
2	2	14.01	Si	Si
3	2	30.45	Si	No
4	2	52.19	Si	No

Para el intervalo de control impuesto por la operación,  $T=1800\text{ s} = 30\text{ min}$ , se definió el horizonte de predicción  $N=2$ , con un horizonte de control  $M=2$  (ver Tabla X). Se obtuvieron los resultados de simulación del sistema de control que se muestran en la Figura 17.



**Figura 17.** Señal de control y estados de la estrategia de control NMPC para el Pozo Productor PP1.

Se obtuvo un tiempo de estabilización de 45.5 horas con una frecuencia de operación de la bomba de 58.8 Hz tal y como se muestra en la gráfica superior izquierda de la Figura 17, generando una producción de aproximadamente 1471 barriles por día (bpd) como se muestra en la gráfica superior derecha de la Figura 17, respetando las restricciones y el rango óptimo de operación de la bomba centrífuga como se muestra en las gráficas inferiores de la Figura 17. Además, la variación de la variable manipulada estuvo controlada, alcanzando un máximo de aproximadamente 0.3 Hz como cambio de frecuencia de un instante de muestreo a otro.



**Figura 18.** Presión de entrada de la bomba (PIP).

La presión de fondo fluyente se redujo paulatinamente (ver Figura 17), hasta llegar a un límite en el que se mantiene un valor sobre los 1363 psi con el que se respeta la restricción de mínima presión de entrada de la bomba centrífuga (PIP) (ver Figura 18). El último estado de la planta, la presión en la cabeza del pozo, aumenta con el tiempo y afecta el funcionamiento general del modelo, mas no existen restricciones asociadas directamente al valor de ésta.

### **5.3 COMPARACIÓN DEL DESEMPEÑO DEL CONTROLADOR NMPC CON EL CONTROLADOR SSO + PI**

Para realizar la comparación del desempeño del controlador NMPC objeto de la presente tesis de maestría, se implementó un controlador de tipo control óptimo que combina la optimización de estado estable (SSO) realizada de manera fuera de línea (offline) y un controlador de tipo Proporcional-Integral (PI), el cual es ajustado para seguir las referencias impuestas por el resultado del SSO, esta estrategia de control es llamada SSO-PI. A continuación se describe el controlador SSO-PI usado para comparar el desempeño del controlador NMPC objeto de la presente tesis de maestría.

#### **5.3.1 Optimización en Estado Estable + Controlador PI (SSO+PI)**

En (Sharma, y otros, 2013) se presenta una estrategia de control óptimo con optimización no lineal para campos petroleros con sistemas de levantamiento artificial por bombeo electro-sumergible. Esta estrategia calcula valores óptimos de la velocidad de la bomba electro-sumergible de cada pozo para maximizar la producción de estos y minimizar el consumo de potencia, sin exceder la capacidad de un separador conectado a los pozos del campo. En el trabajo de (Sharma, y otros, 2013) se desarrolla una optimización no lineal de estado estable (SSO) basada en programación cuadrática secuencial (SQP) que se ejecuta fuera de línea y ajusta una sola vez el punto de ajuste de flujo de producción de un controlador PI que manipula la frecuencia del VSD de un pozo productor para mantener el flujo de producción en el valor deseado. La estrategia de control es mostrada en la Figura 5.

Con la finalidad de realizar la comparación del desempeño de la estrategia de control NMPC propuesta en la presente Tesis de Maestría, se implementó la estrategia propuesta por Sharma y Glemmestad, siendo modificada para su uso en un solo pozo productor de petróleo. La estrategia de control implementada se conforma de un optimizador de estado estable (SSO) que calcula una sola vez fuera de línea el flujo de producción óptimo y la frecuencia de la bomba óptima. El valor

de la tasa de flujo obtenido se utiliza como punto de ajuste de un controlador PI, el cual busca seguir la referencia cambiando la frecuencia de la bomba.

El SSO más Controlador PI (SSO+PI) fue diseñado para cumplir con las mismas restricciones del NMPC, con la diferencia que éstas se tienen en consideración sólo una vez durante el cálculo realizado por el optimizador de estado estable (SSO). La estrategia de control implementada para comparación del desempeño se describe a continuación.

### 5.3.1.1 Cálculo de la referencia

Para calcular mediante la SSO propuesta por (Sharma, y otros, 2013) los valores de referencia que usará el controlador PI, se resuelve un problema de optimización que corresponde a la minimización de la función de costo  $J$ , presentada en función de dos variables: la frecuencia de la bomba y la tasa de flujo como se muestra en la ecuación (46).

$$J(f_r, q_l) = -w_o C_o (1 - WC) q_l \quad (46)$$

$$+ w_e C_e \left[ \frac{b_0}{f_o^3} f_r^3 + \frac{b_1}{f_o^2} f_r^2 q_l + \frac{b_2}{f_o} f_r q_l^2 + b_3 q_l^3 + \frac{b_4}{f_r} f_o q_l^4 \right]$$

A partir de la solución del problema NLP se obtendrá un valor óptimo para las variables (flujo de producción y frecuencia de operación), teniendo en cuenta las restricciones asociadas a éstas.

Para solucionar el problema NLP se propone el uso de la herramienta de optimización de MATLAB, *Optimization Toolbox*, usando el método de minimización no lineal con restricciones *fmincon*, y un algoritmo SQP. Este método parte de un valor inicial y encuentra el valor mínimo de las variables consideradas para una función objetivo, teniendo en cuenta desigualdades lineales, igualdades lineales, límites de las variables, desigualdades no lineales e igualdades no lineales.

Este cálculo de referencia permite obtener el valor de flujo de producción que maximiza las ganancias en la operación del pozo, de forma que éste actúe como

punto de ajuste de un controlador tipo Proporcional-Integral (PI) que lleve el sistema a este valor.

En el cálculo de la referencia para el caso de estudio correspondiente al pozo productor petrolero PP1, se definen los parámetros de la función de costo que son mostrados en la Tabla 1313.

**Tabla 13.** Valor de los parámetros de la función de costo del controlador SSO+PI.

<i>Parámetro</i>	<i>Valor</i>
$WC$	0.0465
$C_o$	40 USD/barril
$C_e$	6 USD/kWd
$b_4$	-2.1124e-12 kW/bpd <sup>4</sup>
$b_3$	8.7161e-09 kW/bpd <sup>3</sup>
$b_2$	-1.3586e-05 kW/bpd <sup>2</sup>
$b_1$	0.0486 kW/bpd
$b_0$	88.59 Kw
$f_o$	60 Hz

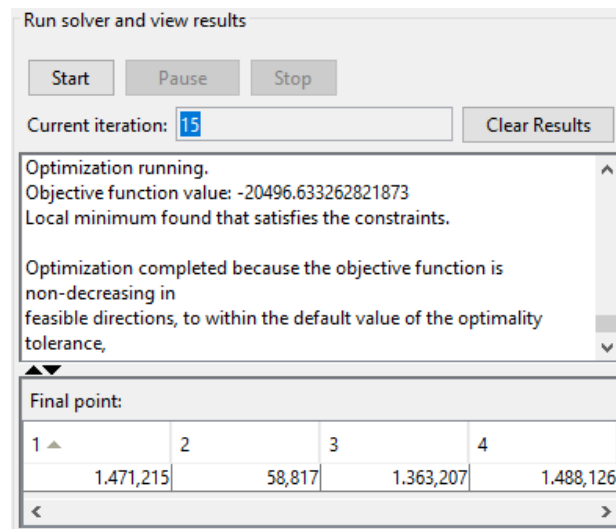
El panel de configuración de la optimización se muestra en la Figura 19, donde se selecciona el método *fmincon*, un algoritmo SQP y puntos de inicio iguales a las condiciones iniciales del Yacimiento-Pozo-SLA. La función objetivo que se desea minimizar corresponde a la ecuación (46) y se incluye en la función *wellincome\_PP1* con los parámetros de la Tabla 1313. Las restricciones del sistema incluidas en la optimización a través de la función *optimalrange\_PP1* corresponden a aquellas establecidas para el Controlador NMPC para el pozo productor PP1.

Problem Setup and Results	
Solver:	fmincon - Constrained nonlinear minimization
Algorithm:	SQP
Problem	
Objective function:	@wellincome_
Derivatives:	Approximated by solver
Start point:	[871.51 49 1517.8 716.65]
Constraints:	
Linear inequalities:	A: <input type="text"/> b: <input type="text"/>
Linear equalities:	Aeq: <input type="text"/> beq: <input type="text"/>
Bounds:	Lower: <input type="text"/> Upper: <input type="text"/>
Nonlinear constraint function:	@optimalrange_
Derivatives:	Approximated by solver

**Figura 19.** Panel de configuración de la optimización SSO.

El ajuste del controlador SSO+PI inicia con la configuración de los pesos ( $w_o$  y  $w_e$ ) apropiados para la función objetivo del SSO.

Con la finalidad de utilizar el controlador SSO+PI para comparar el desempeño del controlador NMPC objeto de esta Tesis de Maestría, se ajustan los pesos de la función objetivo del SSO ( $w_o = 1$  y  $w_e=42,1$ ) para satisfacer el mismo valor de estado estable de la variable controlada (Flujo de Producción del Pozo PP1) del controlador NMPC ajustado en la sección 5.2.1.



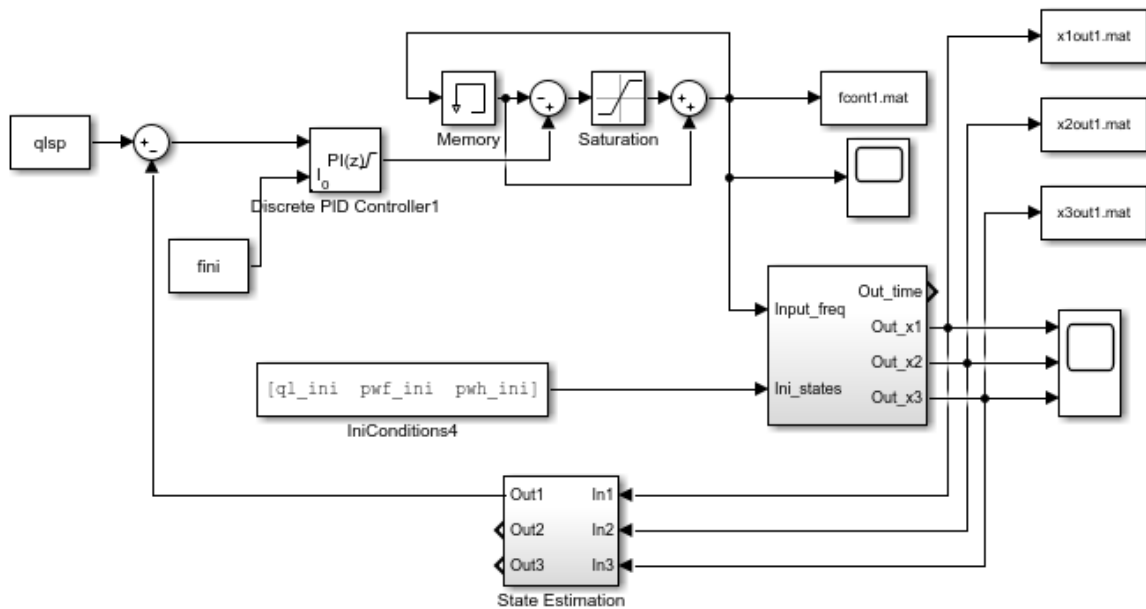
**Figura 20.** Resultado de Caso Factible de la SSO con  $w_o = 1$  y  $w_e=42.1$ , mismas condiciones del NMPC.

El resultado de la optimización indica que en estado estable los valores óptimos de funcionamiento del Yacimiento-Pozo-SLA deben ser 58.8 Hz de frecuencia de la bomba (columna 2 en la Figura 20) y 1471.215 bpd de flujo de producción (columna 1 en la Figura 20), similares a los valores del NMPC.

### 5.3.1.2 Controlador PI

Para la implementación del controlador PI se incluyó un bloque de Controlador tipo PID en Simulink, con un tiempo de muestreo de 1800 s (30 minutos) que corresponde al tiempo típico mínimo para realizar cambios en la frecuencia de giro del conjunto bomba motor de acuerdo a recomendaciones de seguridad de los fabricantes de sistemas de levantamiento artificial (SLA) por bombeo electrosumergible (BES). Hacer cambios con una frecuencia no menor a 30 minutos garantiza que no haya problemas de torsión en el eje del conjunto bomba motor por ajuste de frecuencia, logrando que el SLA del pozo productor PP1 trabaje en una zona operacional confiable. El modelo de Simulink se muestra en la Figura 21.





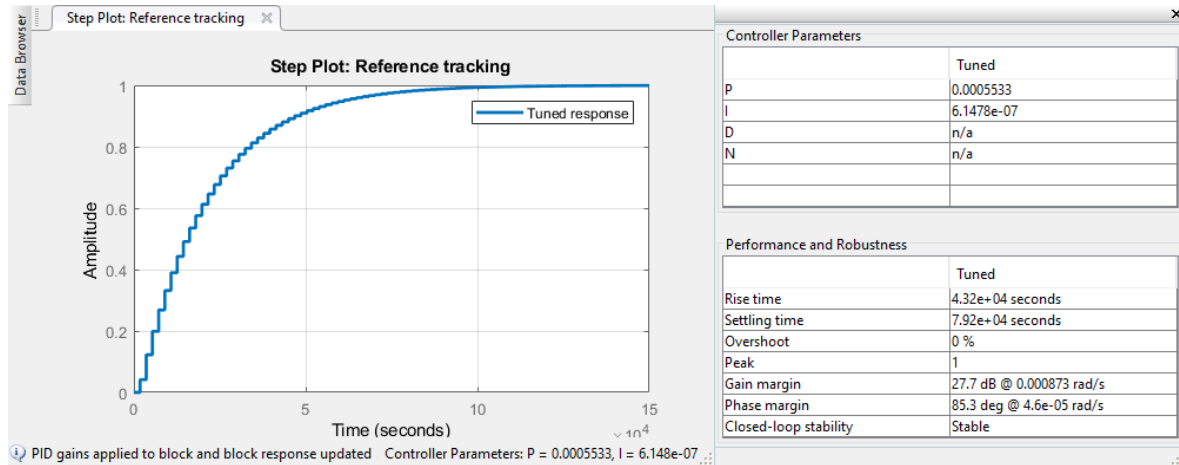
**Figura 21.** Modelo de Simulink para el controlador SSO+PI.

El punto óptimo de referencia del flujo de producción del pozo PP1 hallado por la SSO se incluye como punto de ajuste del controlador PI y corresponde a 1471.215 bpd.

Adicionalmente, se tiene en cuenta que la variable de control podría superar las óptimas condiciones de operación de los actuadores, al utilizar un controlador con acción integral en el que el error podría ser integrado hasta volverse muy grande, lo cual corresponde al conocido efecto *windup*. Para prevenir el efecto por la saturación de los actuadores se activa el esquema *anti-windup* del bloque PID, y en particular, también es posible restringir la máxima variación que puede tener la frecuencia de operación de la bomba a 0.3 Hz de un instante a otro. Este límite se incluyó fácilmente en el algoritmo del controlador NMPC ya que maneja una estructura con restricciones, pero en este caso, se incluyó a través de los bloques incluidos en Simulink.

Los parámetros P e I del bloque PID, se obtienen usando la aplicación *PID Tuner* de la herramienta de diseño de controladores de MATLAB. La respuesta al escalón

unitario, los parámetros del controlador y los indicadores de desempeño y robustez del controlador sintonizado se muestran en la Figura 22.



**Figura 22.** Respuesta al escalón y parámetros del controlador SSO+PI.

Partiendo de un sistema de lazo cerrado inestable, se sintonizó el controlador PI usando la barra de ajuste de tiempo de respuesta del *PID Tuner* para obtener un tiempo de estabilización muy cercano al observado en la simulación del controlador NMPC objeto de estudio de la presente Tesis de Maestría, con la finalidad de llevar el controlador PI a trabajar en una zona operacional confiable del SLA del Pozo Productor PP1. Los parámetros obtenidos se muestran en la Figura 22 con los cuales se consigue la estabilidad de lazo cerrado.

### 5.3.2 Comparación del controlador NMPC vs Controlador SSO+PI

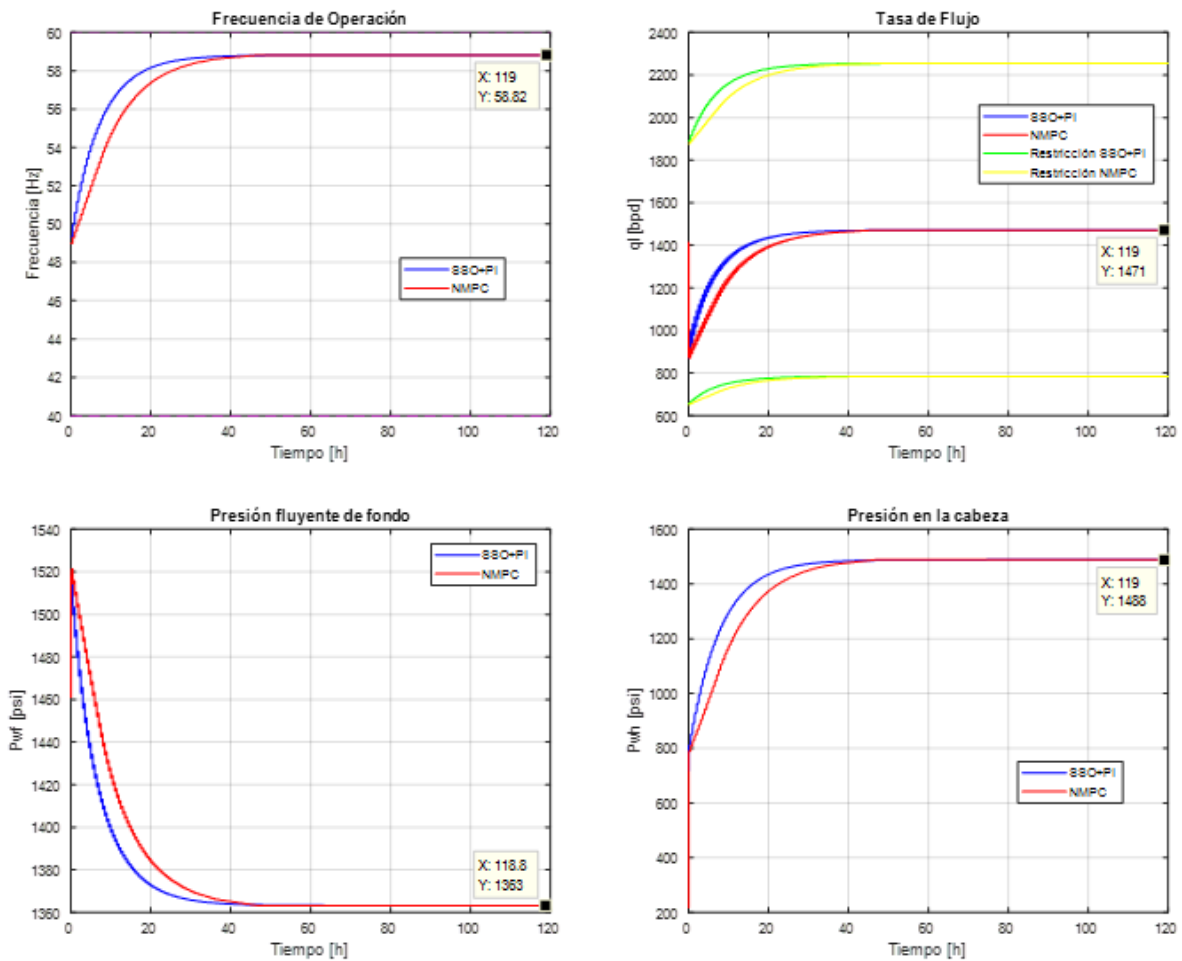
A continuación se describen siete casos de comparación del desempeño de los controladores NMPC vs SSO+PI. Éstos surgen partiendo de los casos ideales de operación, e incluyendo diferentes condiciones que afectan el desempeño, como la presencia de perturbaciones sobre la variable controlada (CV) o la variable manipulada (MV), la presencia de diferencias entre el modelo de predicción del controlador y el modelo usado para simular la planta real (*model mismatch*, MM), o la limitación del máximo cambio de la variable manipulada (MV) en el controlador SSO+PI. Los casos se listan a continuación:

- Caso ideal 1 (sin perturbaciones y sin model mismatch; PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y sin restricción en máximo cambio de la MV).
- Caso ideal 2 (sin perturbaciones y sin model mismatch; PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).
- Caso ideal 3 con presencia de perturbación en la variable manipulada (MV) (sin model mismatch; PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).
- Caso ideal 4 con presencia de perturbación en la variable controlada (CV) (sin model mismatch; PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).
- Caso MM 1 con presencia de diferencias entre el modelo de predicción y el modelo usado como la planta real (*model mismatch*, MM) (Sin perturbaciones, PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).
- Caso MM 2 con presencia de diferencias entre el modelo de predicción y el modelo usado como la planta real (*model mismatch*, MM) con presencia de perturbación en la variable manipulada (MV) (PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).
- Caso MM 3 con presencia de diferencias entre el modelo de predicción y el modelo usado como la planta real (*model mismatch*, MM) con presencia de perturbación en la variable controlada (CV) (PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).

5.3.2.1 Caso ideal 1 (sin perturbaciones y sin model mismatch; SSO+PI con anti-windup, SSO+PI con restricción en límites de la MV y SSO+PI sin restricción en máximo cambio de la MV).

En este primer caso de comparación llamado caso ideal 1, los controladores NMPC y SSO+PI fueron configurados utilizando un modelo de predicción de la planta idéntico a un modelo ideal de la planta real (sin model mismatch - sin incertidumbres). Para el caso del NMPC el controlador se configuró con todas las restricciones descritas en el numeral 4.3.1.2. Para el caso del controlador PI, se configuró el anti-windup y se limitó la señal que ajusta la  $f_r$  (variable manipulada) para no superar  $40Hz \leq f_r \leq 60Hz$  (al igual que el NMPC), sin embargo no se configuró la restricción de máximo cambio en cada paso de la frecuencia  $\Delta f_{r,max} = 0,3Hz$ .

El comportamiento del sistema de control donde el Controlador PI conduce a que el Pozo Productor PP1 siga el punto de ajuste del flujo de producción obtenido inicialmente a través de la SSO, se puede observar en la Figura 23 en donde se compara su desempeño con el Controlador NMPC objeto de estudio. Los valores que alcanzan las variables en estado estable son:  $f_r=58.82$  Hz,  $q_l=1471$  bpd,  $P_{wf}=1363$  psi y  $P_{wh}=1488$  psi.



**Figura 23.** Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso Ideal 1).

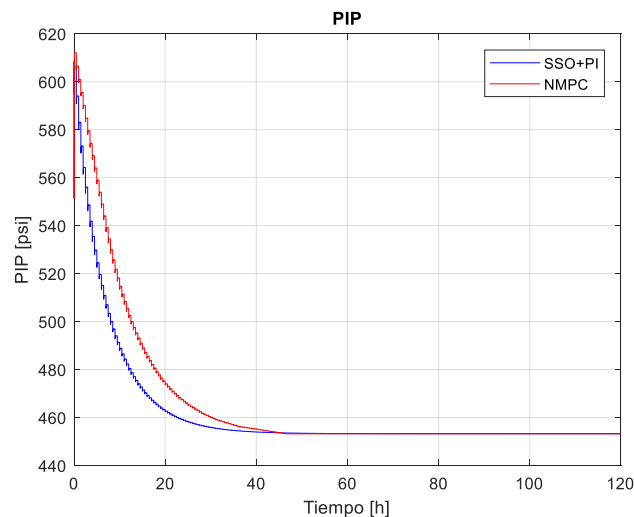
Esta simulación corresponde al caso ideal (modelo de predicción igual al modelo de la planta) y sin perturbación, y muestra que ambos controladores el NMPC y el SSO+PI logran valores óptimos de funcionamiento. En la gráfica de tasa de flujo se muestran los límites de la restricción de flujo de producción óptimo en color verde para el SSO+PI y en color amarillo para el NMPC, los cuales fueron respetados por ambos controladores. Además, se observa que el Controlador NMPC logra un tiempo de estabilización igual a 45.5 h, mayor al del SSO + Controlador PI que es igual a 30.5 h.

Es importante resaltar que la diferencia en los tiempos para alcanzar el estado estable está fuertemente afectada por la restricción suave asociada al tercer término

de la función objetivo (ver ecuación (42)) del controlador NMPC que corresponde a  $(w_f \|f_r(i) - f_r(i-1)\|^2)$ , encargado de moderar el cambio de la variable manipulada ( $f_r$ ), y por la restricción dura definida en la ecuación (40) que limita el máximo cambio de  $f_r$  a máximo 0.3Hz. Por tal motivo el NMPC toma más tiempo para alcanzar el estado estable pero de manera segura, viabilizando la operación con control automático dado que protege el conjunto bomba-motor de sobre esfuerzos de torsión evitando cambios en la frecuencia mayores a 0.3 Hz.

En el caso del controlador SSO+PI el cambio superó esta restricción llegando a alcanzar valores de 0.65 Hz en cada paso de ejecución, poniendo en riesgo la integridad del SLA asociado al pozo productor, haciendo inviable su implementación en esta versión del controlador PI en un pozo productor real.

En la Figura 24 se muestra que la PIP nunca estuvo por debajo de su límite de operación (450 psi). Ambos controladores respetaron esta restricción, de gran importancia para garantizar la operación de la bomba electro-sumergible en una condición segura evitando la cavitación.

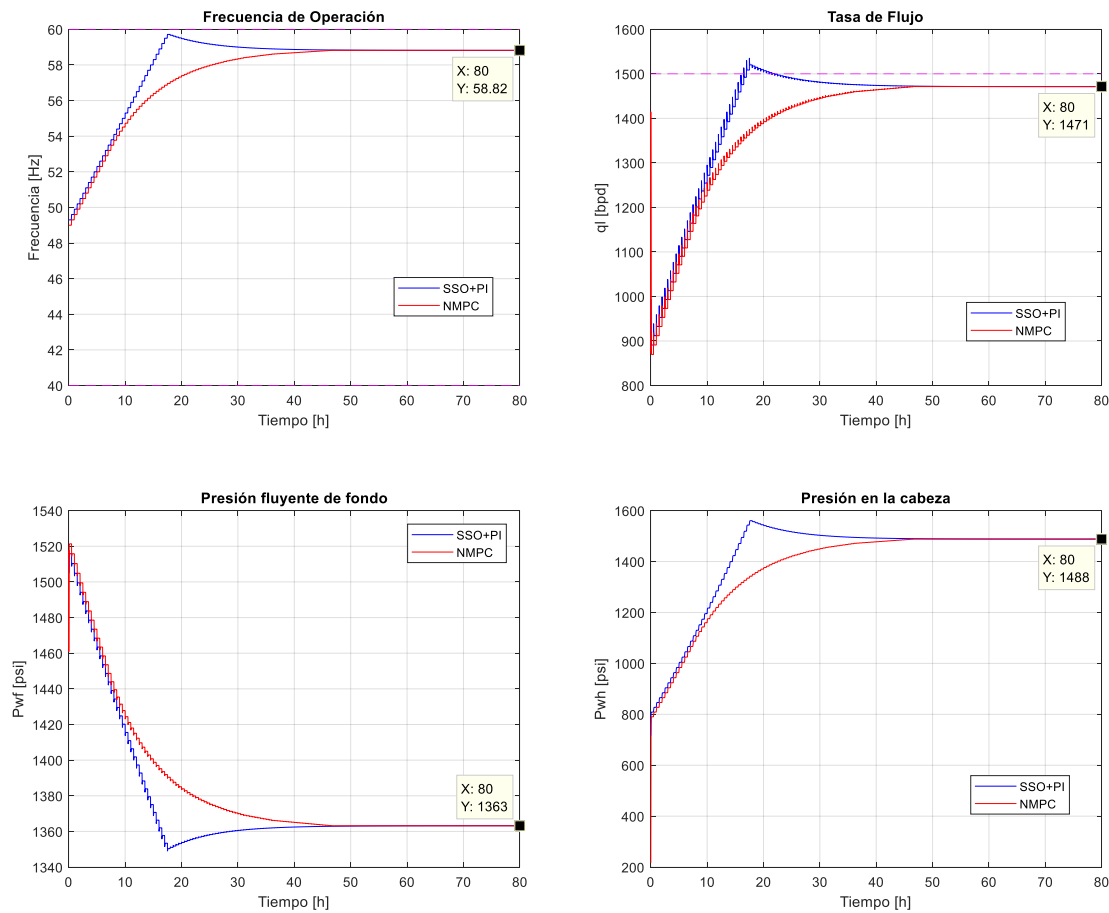


**Figura 24.** Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso Ideal 1).

5.3.2.2 Caso ideal 2 (sin perturbaciones y sin model mismatch; PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).

A continuación se define el segundo caso de comparación llamado caso ideal 2, los controladores NMPC y SSO+PI fueron configurados utilizando un modelo de predicción de la planta idéntico a un modelo ideal de la planta real (sin model mismatch - sin incertidumbres). Para el caso del NMPC el controlador se implementó con todas las restricciones descritas en el numeral 4.3.1.2. Para ambos controladores se implementó la restricción de Draw-Down (arrastre por máximo flujo de producción) en 1500 bpd. Para el caso del controlador PI, se configuró el anti-windup y se limitó la señal que ajusta la  $f_r$  (MV) para no superar los límites  $40Hz \leq f_r \leq 60Hz$  (al igual que el NMPC), y con la finalidad de hacer posible la implementación del controlador PI en la práctica, se le configuró la restricción de máximo cambio en cada paso de la frecuencia  $\Delta f_{r,max} = 0,3Hz$ , sin embargo, cabe anotar que esta restricción en el controlador PI afecta su evolución y comportamiento natural.

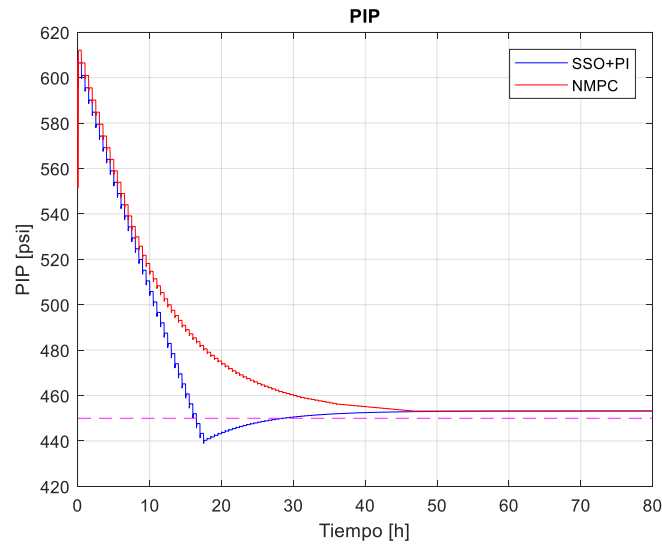
En la Figura 25 se muestra el comportamiento de la variable manipulada ( $f_r$ ), la variable controlada ( $q_l$ ) y los dos estados ( $P_{wf}$  y  $P_{wh}$ ). Se evidencia que ambos controladores buscan llevar la variable controlada a su punto óptimo (ver caso 1, 5.3.2.1). Los valores que alcanzan las variables en estado estable son:  $f_r=58.82$  Hz,  $q_l=1471$  bpd,  $P_{wf}=1363$  psi y  $P_{wh}=1488$  psi. Sin embargo se muestra en la gráfica con título “Tasa de Flujo” de la Figura 25 que el controlador PI viola la restricción de la máxima tasa de producción superando los 1500 bpd.



**Figura 25.** Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso Ideal 2).

En la Figura 26 se muestra que el controlador PI viola la restricción de la PIP descendiendo del límite de 450 psi, haciendo inviable su implementación en un pozo productor real, dado que pondría en riesgo la integridad de la bomba electrosumergible.





**Figura 26.** Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso Ideal 2).

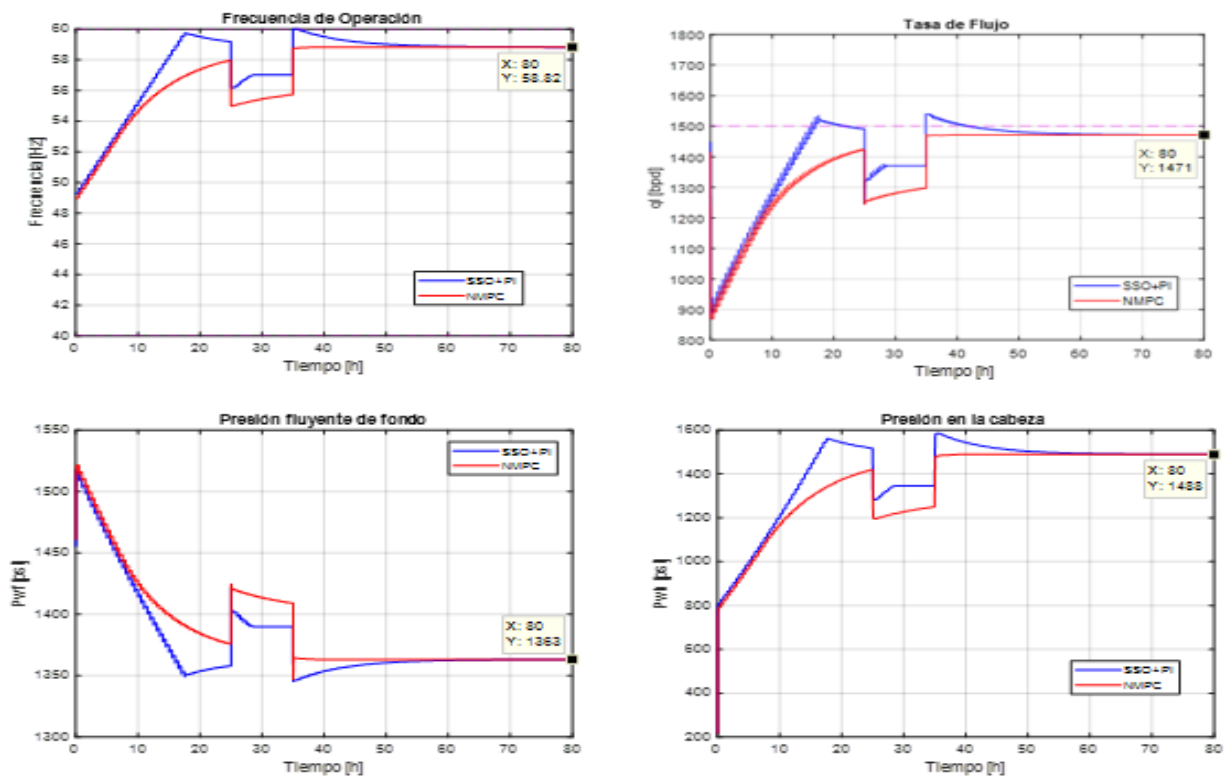
En la Figura 25 y Figura 26 se muestra que el controlador NMPC objeto de estudio no viola ninguna restricción y se igualan en ambos controladores los tiempos de estabilización a un valor de 45.5 h. Lo anterior muestra superioridad del controlador NMPC frente al controlador SSO+PI.

### 5.3.2.3 Caso ideal 3 con presencia de perturbación en la variable manipulada (MV) (sin model mismatch; PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz)

A continuación se describe el tercer caso de comparación llamado caso ideal 3, el cual se diferencia de los anteriores por incluir una perturbación en la variable manipulada ( $f_r$ ). Esta perturbación representa el hecho de ajustar a la entrada de la planta (Pozo de Producción – PP1) una frecuencia de operación ( $f_r$ ) que no corresponde al valor calculado por el controlador. Este cambio en la variable manipulada se puede asociar a ruido aditivo en la variable ( $f_r$ ) o asociarse a mal funcionamiento del variador (VSD).

Para el buen funcionamiento del VSD, se tiene que el rango de operación recomendado generalmente es de +10% y -15% de tolerancia en la tensión (Voltaje), manteniendo la eficiencia y la corriente apropiada del motor. Aunque el variador puede funcionar fuera de este rango, podrían presentarse efectos impredecibles en la corriente del motor, la temperatura, el uso de energía y/o el desempeño en general del VSD, que podría provocar que la frecuencia de la bomba centrífuga no corresponda al valor ajustado por el controlador, obteniendo una frecuencia diferente e impredecible mientras el VSD opere fuera de ese rango de tensión recomendado.

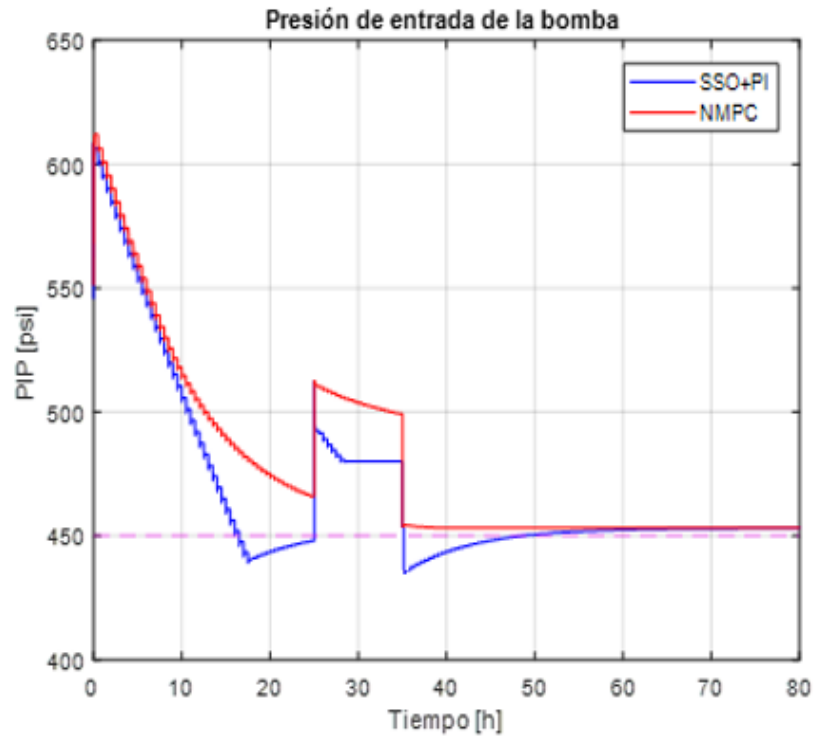
Se simuló el sistema con una perturbación a la salida de ambos controladores incluida como un pulso de amplitud igual a -3 Hz, desde  $t=90000$  s (hora 25) hasta  $t=126000$  s (hora 35). Los resultados de simulación, al comparar el funcionamiento de los controladores NMPC vs SSO+PI, se muestran en la Figura 27.



**Figura 27.** Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso Ideal 3).

Los controladores NMPC y SSO+PI fueron configurados utilizando un modelo de predicción de la planta idéntico a un modelo ideal de la planta real (sin model mismatch - sin incertidumbres). Para el caso del NMPC el controlador se implementó con todas las restricciones descritas en el numeral 4.3.1.2. Para ambos controladores se implementó la restricción de Draw-Down (arrastre por máximo flujo de producción) en 1500 bpd. Para el caso del controlador PI, se configuró el anti-windup y se limitó la señal que ajusta la  $f_r$  (variable manipulada) para no superar los límites  $40Hz \leq f_r \leq 60Hz$  (al igual que el NMPC), y con la finalidad de hacer posible la implementación del controlador PI en la práctica, se le configuró la restricción de máximo cambio en cada paso de la frecuencia  $\Delta f_{r,max} = 0,3Hz$ , sin embargo, cabe anotar que esta restricción en el controlador PI afecta su evolución y comportamiento natural.

En la Figura 27 se muestra el comportamiento de la variable manipulada ( $f_r$ ), la variable controlada ( $q_l$ ) y los dos estados ( $P_{wf}$  y  $P_{wh}$ ). Se evidencia que ambos controladores buscan llevar la variable controlada a su punto óptimo (ver caso 1, 5.3.2.1). Los valores que alcanzan las variables en estado estable son:  $f_r=58.82$  Hz,  $q_l=1471$  bpd,  $P_{wf}=1363$  psi y  $P_{wh}=1488$  psi. Sin embargo se muestra en la gráfica con título “Tasa de Flujo” de la Figura 27 que el controlador PI viola la restricción de la máxima tasa de producción en dos ocasiones superando los 1500 bpd, se observa que para estos segmentos de tiempo el controlador PI alcanza el máximo valor de la variable manipulada ( $f_r$ ) y se satura en el segundo rebote.



**Figura 28.** Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso Ideal 3).

En la Figura 28 se muestra que el controlador PI viola la restricción de la PIP descendiendo del límite de 450 psi en dos ocasiones por un tiempo total de aproximadamente 21 horas, haciendo inviable su implementación en un pozo productor real dado que pondría en riesgo la integridad de la bomba electrosumergible, sometiéndola al fenómeno de cavitación.

Los resultados evidencian la superioridad del controlador NMPC sobre el controlador SSO+PI, dado que el NMPC no viola las restricciones típicas impuestas por la operación del SLA del pozo productor. Adicionalmente el tiempo de estabilización del controlador NMPC es de 36 h vs 61 h del controlador SSO+PI, siendo más rápido el NMPC en lograr el estado estable.

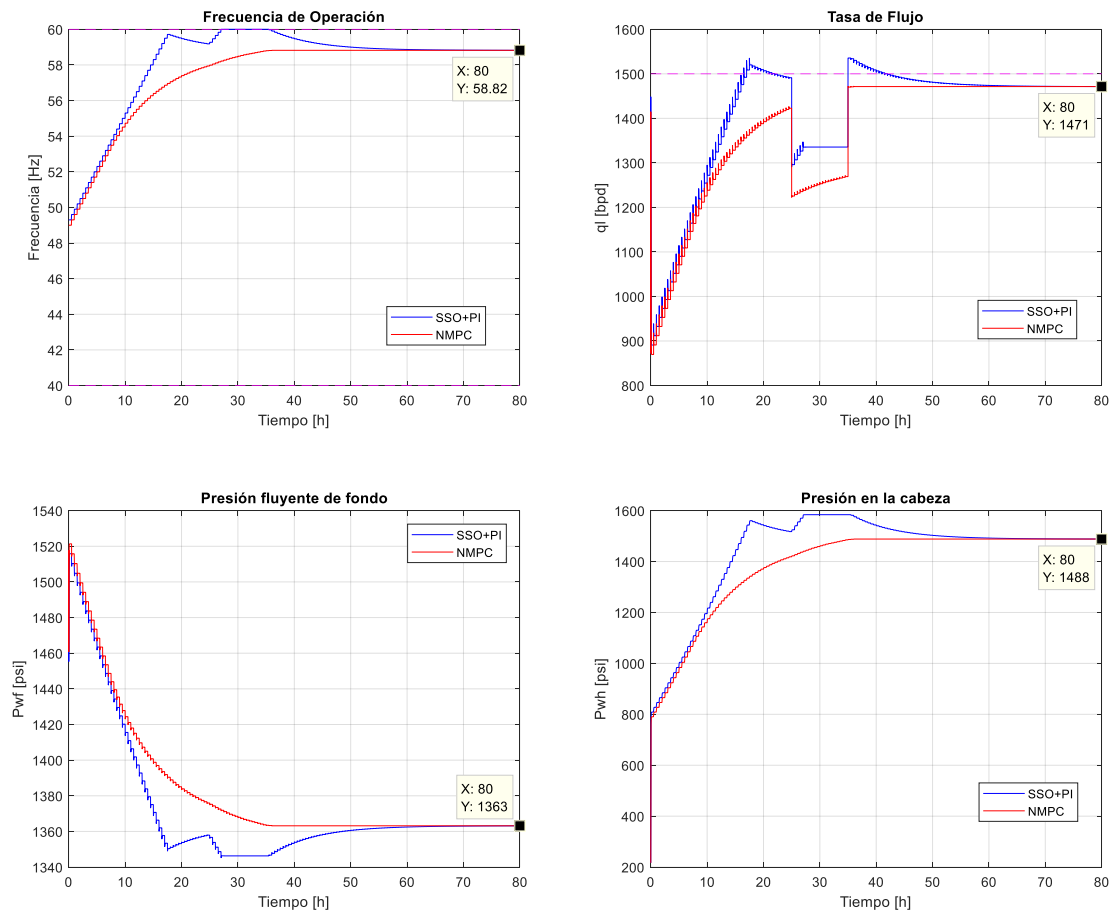
5.3.2.4 Caso ideal 4 con presencia de perturbación en la variable controlada (CV) (sin model mismatch; PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).

La perturbación de proceso, es decir, aquella sobre la variable controlada (tasa de flujo), está asociada a la planta (Pozo Productor PP1) o al mal funcionamiento o ruido en la instrumentación que se instala en el Pozo Productor para monitorear las variables de proceso.

La medición virtual que es usada para inferir el flujo de producción del pozo podría verse afectada y ser asociada a esta perturbación. La inferencia de la tasa de flujo se complica en los casos con alta relación gas-petróleo (GOR), y también se hace difícil cuando se da la inversión de fases de la emulsión agua-crudo, pues existe un pico de viscosidad en ese caso, lo cual altera significativamente la inferencia de  $q_l$ .

En estos casos en los que la medición virtual se ve afectada por eventos o condiciones particulares del sistema, se asume que el valor de tasa de flujo de producción que llega al controlador difiere significativamente del valor real del flujo de producción del pozo, generando una perturbación asociada a la variable controlada y representando de forma muy básica una perturbación en la salida de la planta.

Para este caso se simuló el sistema con una perturbación sobre la variable controlada (tasa de flujo de producción del pozo), que corresponde a un pulso de amplitud igual a -200 bpd, desde  $t=90000$  s (hora 25) hasta  $t=126000$  s (hora 35). Los resultados de simulación, al comparar el funcionamiento de ambos controladores, se muestran en la Figura 29.

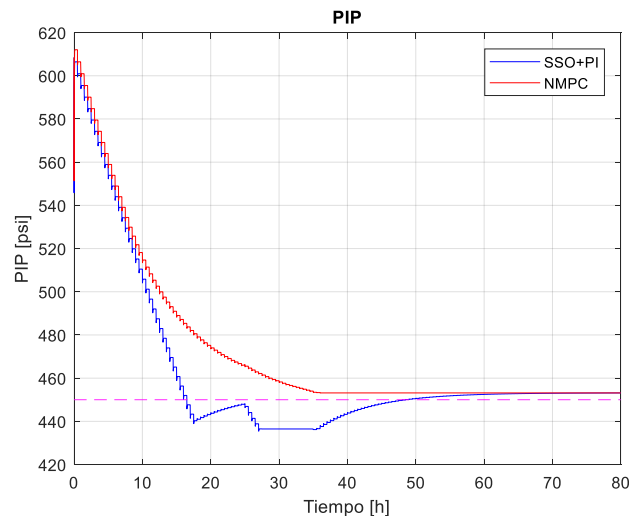


**Figura 29.** Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso Ideal 4).

Los controladores NMPC y SSO+PI fueron configurados utilizando un modelo de predicción de la planta idéntico a un modelo ideal de la planta real (sin model mismatch - sin incertidumbres). Para el caso del NMPC el controlador se implementó con todas las restricciones descritas en el numeral 4.3.1.2. Para ambos controladores se implementó la restricción de Draw-Down (arrastre por máximo flujo de producción) en 1500 bpd. Para el caso del controlador PI, se configuró el anti-windup y se limitó la señal que ajusta la  $f_r$  (variable manipulada) para no superar los límites  $40Hz \leq f_r \leq 60Hz$  (al igual que el NMPC), y con la finalidad de hacer posible la implementación del controlador PI en la práctica, se le configuró la restricción de máximo cambio en cada paso de la frecuencia  $\Delta f_{r,max} = 0,3Hz$ , sin

embargo, cabe anotar que esta restricción en el controlador PI afecta su evolución y comportamiento natural.

En la Figura 29 se muestra el comportamiento de la variable manipulada ( $f_r$ ), la variable controlada ( $q_l$ ) y los dos estados ( $P_{wf}$  y  $P_{wh}$ ). Se evidencia que ambos controladores buscan llevar la variable controlada a su punto óptimo (ver caso 1, 5.3.2.1). Los valores que alcanzan las variables en estado estable son:  $f_r=58.82$  Hz,  $q_l=1471$  bpd,  $P_{wf}=1363$  psi y  $P_{wh}=1488$  psi. Sin embargo se muestra en la gráfica con título “Tasa de Flujo” de la Figura 29 que el controlador PI viola la restricción de la máxima tasa de producción en dos ocasiones superando los 1500 bpd, se observa que para estos segmentos de tiempo el controlador PI se acerca a la restricción de la variable manipulada ( $f_r$ ) en el primer rebote y se satura en la restricción de la MV ( $f_r$ ) durante un tiempo considerable en el segundo rebote.



**Figura 30.** Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso Ideal 4).

En la Figura 30 se muestra que el controlador PI viola la restricción de la PIP descendiendo del límite de 450 psi durante aproximadamente 27.5 horas, haciendo inviable su implementación en un pozo productor real dado que pondría en riesgo la integridad de la bomba electro-sumergible por someterla al fenómeno de cavitación.

Los resultados evidencian la superioridad del controlador NMPC sobre el controlador SSO+PI, dado que el NMPC no viola las restricciones típicas impuestas por la operación del SLA del pozo productor. Adicionalmente el tiempo de estabilización del controlador NMPC es de 35 h vs 61 h del controlador SSO+PI, siendo más rápido el NMPC en lograr el estado estable.

5.3.2.5 Caso MM 1 con presencia de diferencias entre el modelo de predicción y el modelo usado como la planta real (*model mismatch*, MM) (Sin perturbaciones, PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).

En la práctica la identificación del modelo no es perfecta, es decir, los modelos difieren de la planta real, y esto se conoce con el término *model mismatch*. Para el caso específico del modelamiento de un sistema de Yacimiento-Pozo Productor-SLA es natural la presencia de incertidumbres significativas, esto es debido a la complejidad de determinar con certeza el comportamiento de los equipos que operan en el subsuelo y por ende los parámetros que definen su comportamiento.

Con el fin de representar el caso con *model mismatch*, se simuló el sistema usando modelos con valores diferentes para 3 parámetros específicos que generalmente son estimados durante la identificación paramétrica:  $PI$ ,  $C_v$  y  $P_{man}$ , cuya variación se puede encontrar en la Tabla 1414. Tanto el modelo de la planta usado para el controlador NMPC como el modelo de la planta del Controlador SSO+PI están sometidos a estas mismas variaciones en los valores de los parámetros con la finalidad de representar las incertidumbres en el modelamiento, y generar las diferencias versus el comportamiento de la planta real, definido por un modelo ideal del sistema Yacimiento-Pozo Productor-SLA.

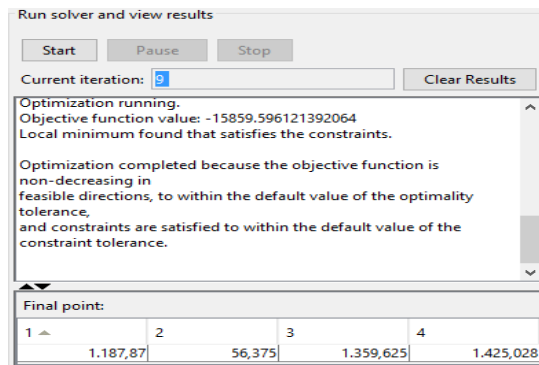


Tabla 14. Parámetros para la simulación de *model mismatch* del Pozo PP1.

Parámetro	Planta	Modelo de predicción	Porcentaje de variación
$PI$	1.015e-9 m <sup>3</sup> /s/Pa	0.812e-9 m <sup>3</sup> /s/Pa	-20%
$P_{man}$	415.29 psi	332.23 psi	-20%
$C_v$	1.2795	1.0236	-20%

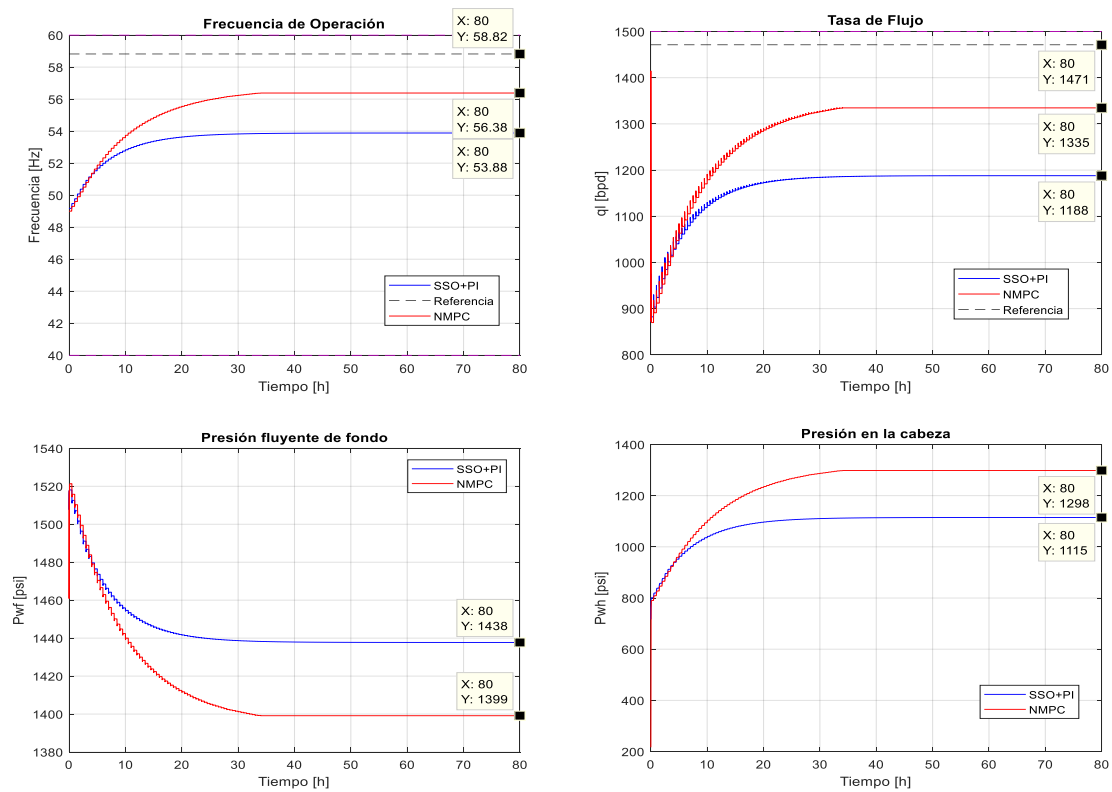
Los controladores NMPC y SSO+PI fueron configurados utilizando un modelo que presenta diferencias del modelo ideal de la planta real (*model mismatch* - MM) sin estar sometidos a perturbación alguna. Para el caso del NMPC el controlador se implementó con todas las restricciones descritas en el numeral 4.3.1.2. Para ambos controladores se implementó la restricción de Draw-Down (arrastre por máximo flujo de producción) en 1500 bpd. Para el caso del controlador PI, se configuró el anti-windup y se limitó la señal que ajusta la  $f_r$  (MV) para no superar los límites  $40Hz \leq f_r \leq 60Hz$  (al igual que el NMPC), y con la finalidad de hacer el controlador PI implementable en la práctica, se le configuró la restricción de máximo cambio en cada paso de la frecuencia  $\Delta f_{r,max} = 0,3Hz$ .

El comportamiento de ambos controladores está estrechamente relacionado con las diferencias existentes entre el modelo del controlador y el modelo ideal que describe la planta real. Para el caso del controlador SSO+PI la optimización de estado estable (SSO) arroja los valores óptimos a alcanzar por el controlador PI, estos valores son mostrados en la Figura 31. Sin embargo estos valores distan de los valores óptimos de la planta real debido a las diferencias en los modelos.



**Figura 31.** Resultado de la Optimización SSO como referencia para el controlador PI.

Para realizar la comparación del desempeño de ambos controladores, se tomará como caso base los valores de las variables alcanzados en estado estable en el caso ideal 1. Estos valores son:  $f_r=58.82$  Hz,  $q_l=1471$  bpd,  $P_{wf}=1363$  psi y  $P_{wh}=1488$  psi, los cuales se tomarán como referencia presentados con líneas a trazos en los resultados de las simulaciones mostrados en la Figura 32.



**Figura 32.** Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso MM1).

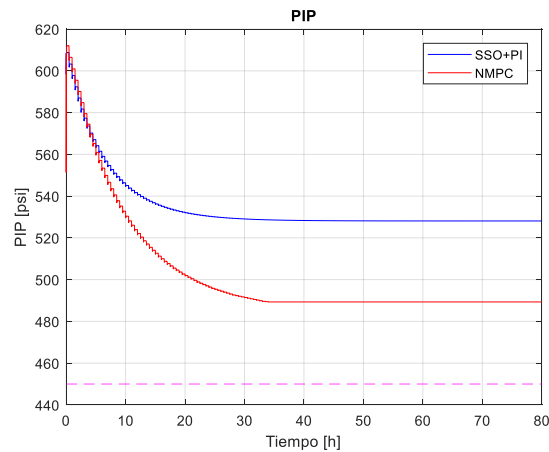
La Figura 32 muestra en la gráfica con título “Tasa de Flujo”, que el controlador PI alcanza el valor de 1188 bpd de referencia definido por el resultado de la optimización de estado estable SSO presentado en la primera columna de la Figura 31.

Es importante resaltar que el controlador PI se limita a seguir la referencia impuesta por un SSO realizado con un modelo que difiere del comportamiento de la planta real sin llegar a enterarse de esta diferencia. A diferencia del NMPC que tratará de mejorar su desempeño en cada ciclo de ejecución del controlador mediante la optimización en línea.

Para el Controlador NMPC no hay un punto de ajuste por seguir, pero sí se realizan cambios en la variable manipulada de forma que se minimice la función objetivo, alcanzando un valor de la frecuencia de operación muy cercano al calculado como valor óptimo en la SSO, pero obteniendo valores de la tasa de flujo más elevados.

Se obtuvo un tiempo de estabilización de 28.5 h para el SSO + Controlador PI, y de 34 h para el Controlador NMPC, lo cual se explica al ver que el valor de estado estable óptimo (tasa de flujo de producción) calculado por este último es mayor al obtenido en la SSO, y toma más tiempo alcanzar ese valor de frecuencia de operación más alto.

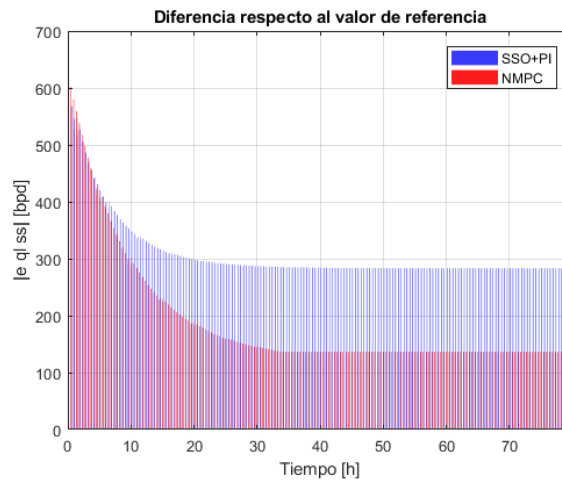
Para este caso específico ambos controladores respetaron los límites de la frecuencia de operación, no violaron la restricción de la CV ( $q_t$ ) y la PIP nunca estuvo por debajo de los 450 psi como lo muestra la Figura 33.



**Figura 33.** Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso MM1).

La referencia incluida en la gráfica con título “Tasa de Flujo” en la Figura 32 permite calcular un error relativo para cada controlador, pues ambos realizaron una optimización basados en un modelo de predicción erróneo. El error relativo comparado con el caso ideal 1 del estado estable de la variable controlada, para el SSO + Controlador PI fue del 19.2%, y para el Controlador NMPC fue de 9.2%.

Esta diferencia se muestra en “bpd” en la Figura 34 presentando el error en el transitorio hasta alcanzar el estado estable, el cual es mayor para el Controlador SSO+PI (en azul) con un área bajo la curva de **8.8957e+07** en comparación con el del NMPC (en rojo) con un área bajo la curva de **5.4253e+07**, siendo superior en este aspecto el NMPC.

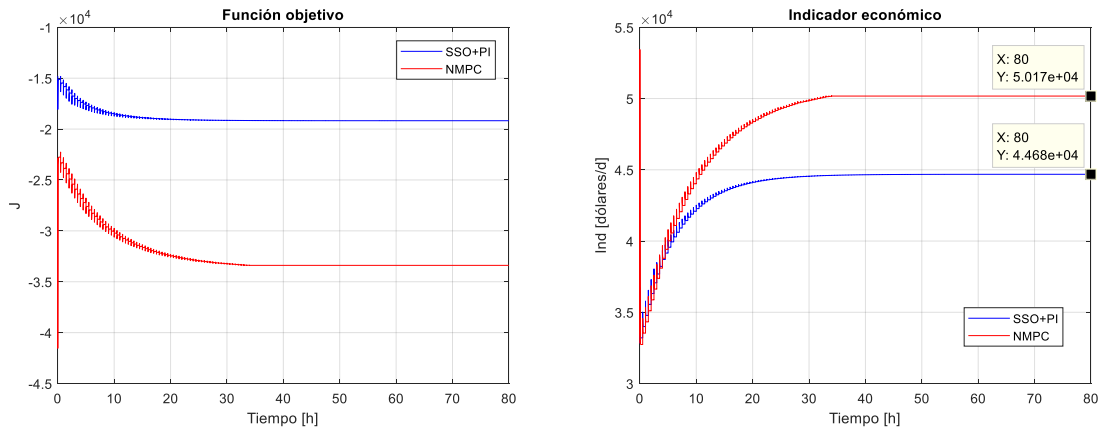


**Figura 34.** Error respecto al valor de estado estable de la señal controlada para el pozo productor PP1 (Caso MM1).

Finalmente, se graficó la evolución de la función objetivo y se calculó un indicador de ganancia económica basado en la (Ecuación (42) ). El indicador se muestra en la ecuación (47) y permite conocer en términos económicos el desempeño de los controladores NMPC y SSO+PI. La evolución de la función objetivo y del indicador de ganancia económica se muestran en la Figura 35, evidenciando la superioridad del controlador NMPC sobre el SSO+PI en obtener mejores resultados en términos de minimización de la función objetivo y mayor valor de ganancia en dólares.

$$Ind_{Gan_{Econo}(f_r, q_l)} = C_o[(1 - WC)q_l] - C_e BHP_w(f_r, q_l) \quad (47)$$

Para el NMPC se presenta una ganancia en dólares/día de USD\$ 50.170.00 y para el controlador SSO+PI una ganancia en dólares/día de USD\$ 44.680.00, producto de la operación del pozo productor PP1 gobernado por el respectivo controlador, siendo más rentable el control con NMPC.



**Figura 35.** Evolución de la Función objetivo e Indicador de Ganancia Económica de los Controladores para el Pozo PP1 (Caso MM1).

A continuación se someten los controladores con model mismatch a perturbaciones típicas para realizar una comparación del desempeño del funcionamiento ante estas perturbaciones.

5.3.2.6 Caso MM 2 con presencia de diferencias entre el modelo de predicción y el modelo usado como la planta real (*model mismatch*, MM) con presencia de perturbación en la variable manipulada (MV) (PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).

Al igual que el Caso MM1, el presente caso denominado MM2, se simuló usando modelos con valores diferentes para 3 parámetros específicos que generalmente son estimados durante la identificación paramétrica:  $PI$ ,  $C_v$  y  $P_{man}$ , cuya variación se puede encontrar en la Tabla 14. Tanto el modelo de la planta usado para el controlador NMPC como el modelo de la planta del Controlador SSO+PI están sometidos a estas mismas variaciones en los valores de los parámetros con la finalidad de representar las incertidumbres en el modelamiento, y generar las

diferencias versus el comportamiento de la planta real, definido por un modelo ideal del sistema Yacimiento-Pozo Productor-SLA.

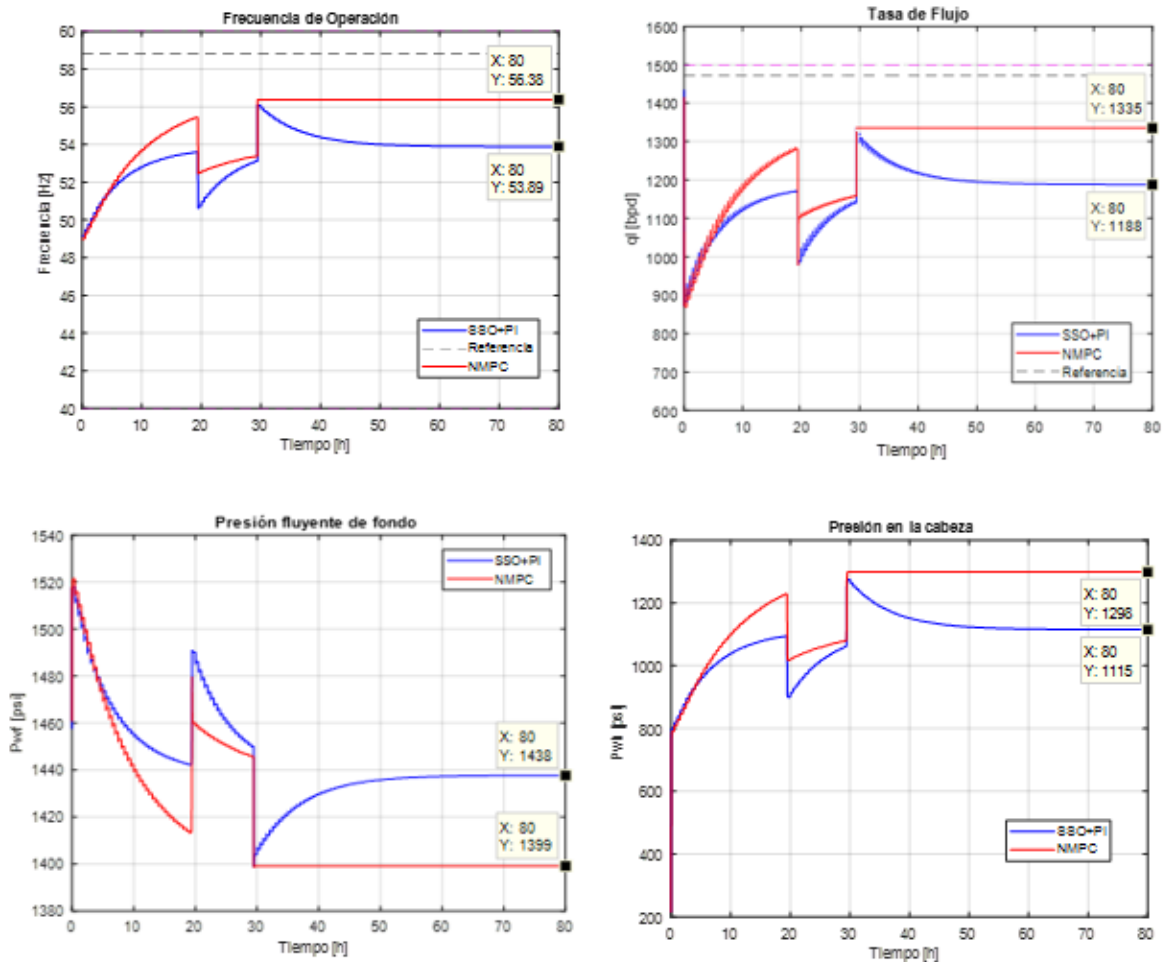
Los controladores NMPC y SSO+PI fueron configurados utilizando un modelo que presenta diferencias del modelo ideal de la planta real (model mismatch - MM) el cual se diferencia del anterior Caso MM 1 por incluir una perturbación en la variable manipulada ( $f_r$ ). Esta perturbación representa el hecho de ajustar a la entrada de la planta (Pozo de Producción – PP1) una frecuencia de operación ( $f_r$ ) que no corresponde al valor calculado por el controlador. Este cambio en la variable manipulada se puede asociar a ruido aditivo en la variable ( $f_r$ ) o asociarse a mal funcionamiento del variador (VSD). Para mayor detalle de la interpretación física de esta perturbación remítase a la descripción de la sección 5.3.2.3 que corresponde al Caso Ideal 3.

Para implementar la perturbación, se simuló el sistema con una perturbación a la salida de ambos controladores (variable manipulada) incluida como un pulso de amplitud igual a -3 Hz, desde  $t=72000$  s (hora 20) hasta  $t=108000$  s (hora 30).

Para realizar la comparación del desempeño de ambos controladores, se tomarán como referencia tal y como se hizo para el Caso MM 1, los valores de las variables alcanzados en estado estable en el caso ideal 1. Estos valores son:  $f_r=58.82$  Hz,  $q_l=1471$  bpd,  $P_{wf}=1363$  psi y  $P_{wh}=1488$  psi, presentados con líneas a trazos en los resultados de las simulaciones mostrados en la Figura 36.

Para el caso del NMPC el controlador se implementó con todas las restricciones descritas en el numeral 4.3.1.2. Para ambos controladores se implementó la restricción de Draw-Down (arrastre por máximo flujo de producción) en 1500 bpd. Para el caso del controlador PI, se configuró el anti-windup y se limitó la señal que ajusta la  $f_r$  (variable manipulada) para no superar los límites  $40Hz \leq f_r \leq 60Hz$  (al igual que el NMPC), y con la finalidad de hacer el controlador PI implementable en

la práctica, se le configuró la restricción de máximo cambio en cada paso de la frecuencia  $\Delta f_{r,max} = 0,3Hz$ .



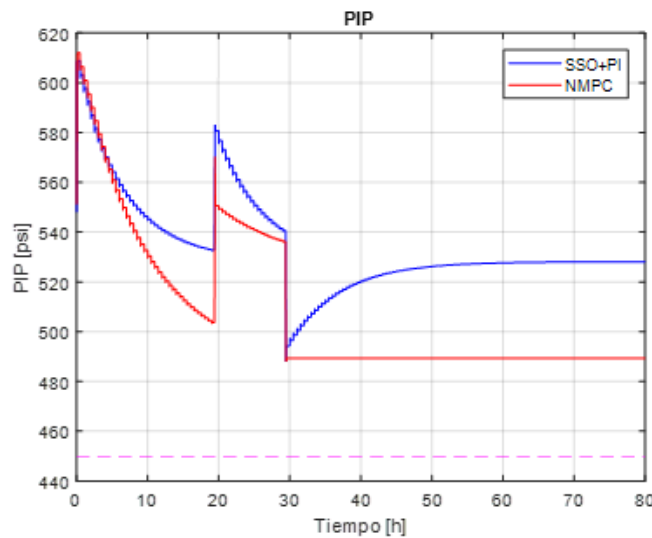
**Figura 36.** Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso MM2).

La Figura 36 muestra que ambos controladores responden a la perturbación en la variable manipulada sin violar la restricción en la variable controlada, sin embargo, se evidencia la superioridad del NMPC en alcanzar un valor más cercano al caso ideal, logrando una mayor tasa de flujo de producción.



Se obtuvo un tiempo de estabilización de 54.5 h para el SSO + Controlador PI, y de 30.6 h para el Controlador NMPC, lo cual se explica en la capacidad del NMPC en predecir el comportamiento de la variable controlada en el horizonte de predicción y tomar las decisiones óptimas en la variable manipulada para lograr el objetivo.

Para este caso específico a pesar de la perturbación, ambos controladores respetaron los límites de la frecuencia de operación, no violaron la restricción de la CV ( $q_t$ ) y la PIP nunca estuvo por debajo de los 450 psi como lo muestra la Figura 37.

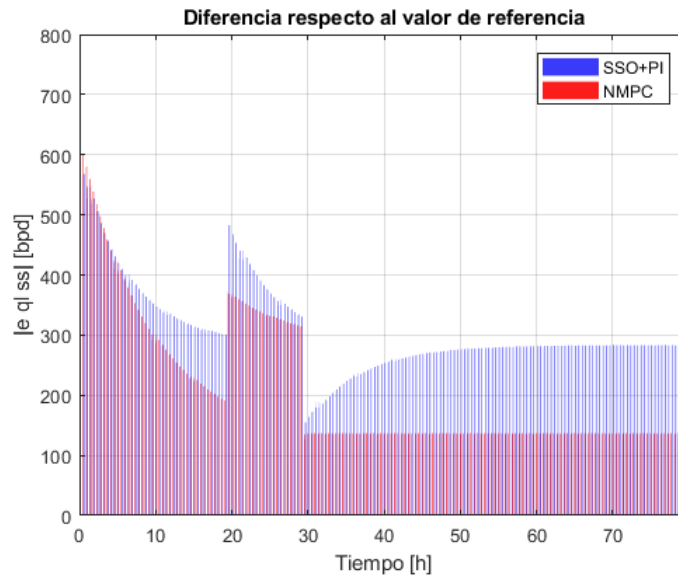


**Figura 37.** Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso MM2).

La referencia incluida en la gráfica con título “Tasa de Flujo” en la Figura 36 permite calcular un error relativo para cada controlador, pues ambos realizaron una optimización basados en un modelo de predicción erróneo. El error relativo comparado con el caso ideal 1 del estado estable de la variable controlada, para el SSO + Controlador PI fue del 19.2%, y para el Controlador NMPC fue de 9.2%.

Esta diferencia se muestra en “bpd” en la Figura 38 presentando el error en el transitorio hasta alcanzar el estado estable, el cual es mayor para el Controlador

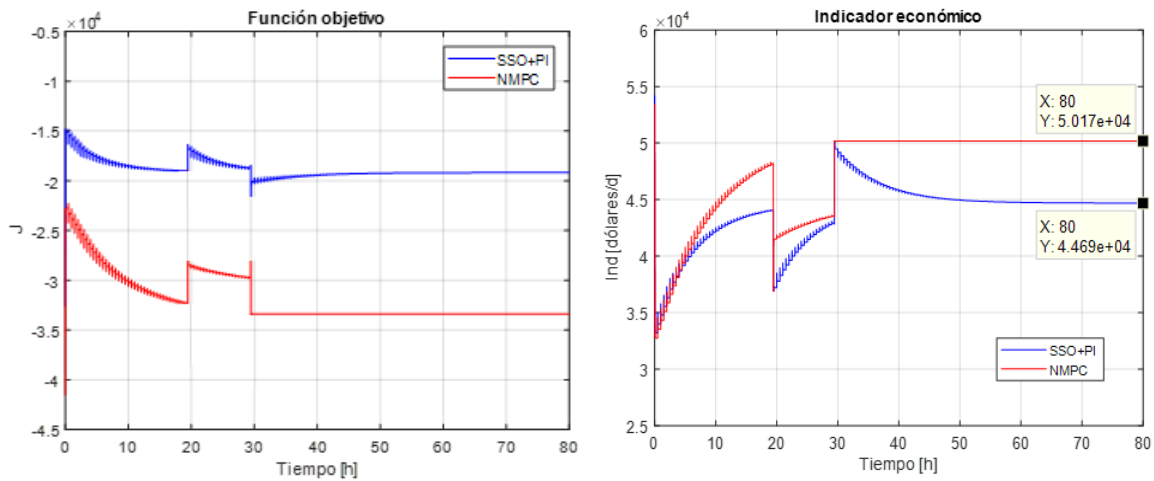
SSO+PI (en azul) con un área bajo la curva de  $8.8930e+07$  en comparación con el del NMPC (en rojo) con un área bajo la curva de  $6.0407e+07$ , siendo superior en este aspecto el NMPC.



**Figura 38.** Error respecto al valor de estado estable de la señal controlada para el pozo productor PP1 (Caso MM2).

Finalmente, se graficó la evolución de la función objetivo y se graficó el indicador de ganancia económica. El indicador se muestra en la ecuación (47) y permite conocer en términos económicos el desempeño de los controladores NMPC y SSO+PI. La evolución de la función objetivo y del indicador de ganancia económica se muestran en la Figura 39, evidenciando la superioridad del controlador NMPC sobre el SSO+PI en obtener mejores resultados en términos de minimización de la función objetivo y mayor valor de ganancia en dólares.

Para el NMPC se presenta una ganancia en dólares/día de USD\$ 50.170.00 y para el controlador SSO+PI una ganancia en dólares/día de USD\$ 44.690.00, producto de la operación del pozo productor PP1 gobernado por el respectivo controlador, siendo más rentable el control con NMPC.



**Figura 39.** Evolución de la Función objetivo e Indicador de Ganancia Económica de los Controladores para el Pozo PP1 (Caso MM2).

5.3.2.7 Caso MM 3 con presencia de diferencias entre el modelo de predicción y el modelo usado como la planta real (*model mismatch*, MM) con presencia de perturbación en la variable controlada (CV) (PI con anti-windup, con restricción en límites de la MV y con restricción en máximo cambio de la MV a 0.3Hz).

Al igual que en los Casos MM 1 y MM 2, el presente caso denominado MM 3, se simuló usando modelos con valores diferentes para 3 parámetros específicos que generalmente son estimados durante la identificación paramétrica:  $PI$ ,  $C_v$  y  $P_{man}$ , cuya variación se puede encontrar en la Tabla 14. Tanto el modelo de la planta usado para el controlador NMPC como el modelo de la planta del Controlador SSO+PI están sometidos a estas mismas variaciones en los valores de los parámetros con la finalidad de representar las incertidumbres en el modelado, y generar las diferencias versus el comportamiento de la planta real, definido por un modelo ideal del sistema Yacimiento-Pozo Productor-SLA.

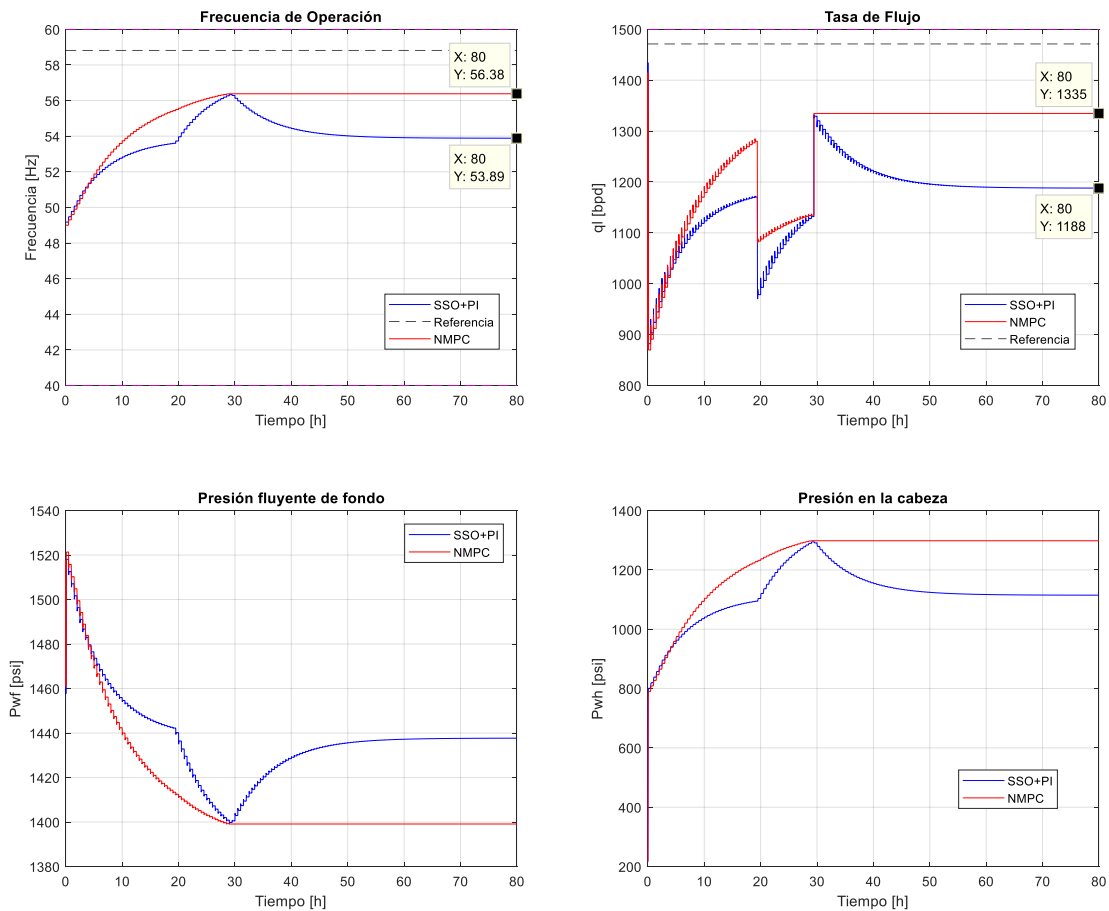
Los controladores NMPC y SSO+PI fueron configurados utilizando un modelo que presenta diferencias del modelo ideal de la planta real (*model mismatch* - MM) el

cual se diferencia de los anteriores Casos MM 1 y MM 2 por incluir una perturbación de proceso. La perturbación de proceso, es decir, aquella sobre la variable controlada ( $q_l$ ), está asociada a la planta (Pozo Productor PP1) o al mal funcionamiento o ruido en la instrumentación que se instala en el Pozo Productor para monitorear las variables de proceso. Para mayor detalle de la interpretación física de esta perturbación remítase a la descripción de la sección 5.3.2.5 que corresponde al Caso Ideal 4.

Para implementar la perturbación, se simuló el sistema con una perturbación sobre la variable controlada (tasa de flujo de producción del pozo), que corresponde a un pulso de amplitud igual a -200 bpd, desde  $t=72000$  s (hora 20) hasta  $t=108000$  s (hora 30).

Para realizar la comparación del desempeño de ambos controladores, se tomarán como referencia tal y como se hizo para el Caso MM 1, los valores de las variables alcanzados en estado estable en el caso ideal 1. Estos valores son:  $f_r=58.82$  Hz,  $q_l=1471$  bpd,  $P_{wf}=1363$  psi y  $P_{wh}=1488$  psi, presentados con líneas a trazos en los resultados de las simulaciones mostrados en la Figura 40.

Para el caso del NMPC el controlador se implementó con todas las restricciones descritas en el numeral 4.3.1.2. Para ambos controladores se implementó la restricción de Draw-Down (arrastre por máximo flujo de producción) en 1500 bpd. Para el caso del controlador PI, se configuró el anti-windup y se limitó la señal que ajusta la  $f_r$  (variable manipulada) para no superar los límites  $40Hz \leq f_r \leq 60Hz$  (al igual que el NMPC), y con la finalidad de hacer el controlador PI implementable en la práctica, se le configuró la restricción de máximo cambio en cada paso de la frecuencia  $\Delta f_{r,max} = 0,3Hz$ .



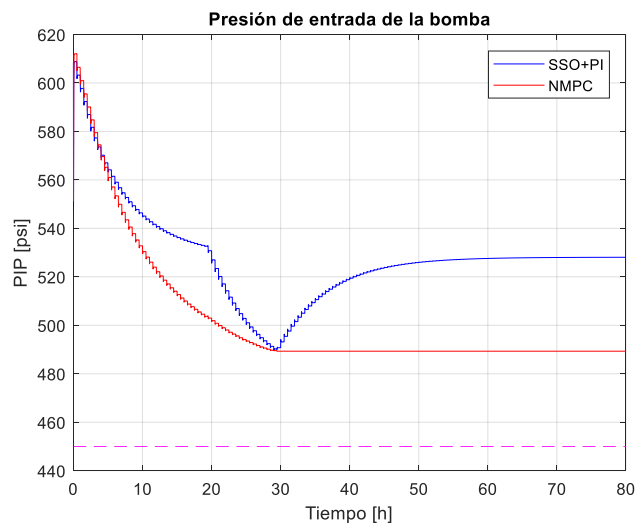
**Figura 40.** Simulación del Pozo PP1 con el Controlador NMPC y el Controlador SSO+PI (Caso MM3).

La Figura 40 muestra que ambos controladores responden a la perturbación en la variable controlada sin violar la restricción sobre ella misma, sin embargo, se evidencia la superioridad del NMPC en alcanzar un valor más cercano al caso ideal, logrando una mayor tasa de flujo de producción de una manera más controlada a diferencia del controlador PI, que aunque logra el punto de ajuste dado por la SSO, tiene un comportamiento más variable poniendo en riesgo la operación del pozo productor PP1.

Se obtuvo un tiempo de estabilización de 70 h para el SSO + Controlador PI, y de 29.4 h para el Controlador NMPC, lo cual se explica en la capacidad del NMPC en

predecir el comportamiento de la variable controlada en el horizonte de predicción y tomar las decisiones óptimas en la variable manipulada para mitigar la perturbación y lograr el objetivo en la variable controlada.

Para este caso específico a pesar de la perturbación, ambos controladores respetaron los límites de la frecuencia de operación, no violaron la restricción de la CV ( $q_l$ ) y la PIP nunca estuvo por debajo de los 450 psi como lo muestra la Figura 41.

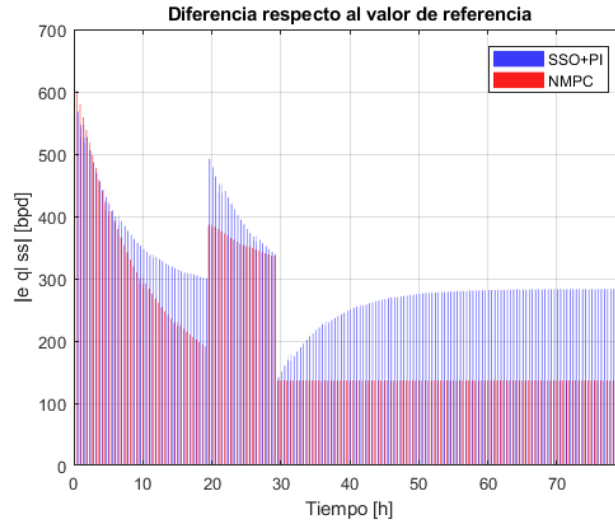


**Figura 41.** Presión de entrada a la bomba centrífuga (PIP) del Pozo PP1 (Caso MM3).

La referencia incluida en la Figura 40 permite calcular un error relativo para cada controlador, pues ambos realizaron una optimización basados en un modelo de predicción erróneo. El error relativo comparado con el caso ideal 1 del estado estable de la variable controlada, para el SSO + Controlador PI fue del 19.2%, y para el Controlador NMPC fue de 9.2%.

Esta diferencia se muestra en “bpd” en la Figura 42 presentando el error en el transitorio hasta alcanzar el estado estable, el cual es mayor para el Controlador SSO+PI (en azul) con un área bajo la curva de **8.8940e+07** en comparación con el

del NMPC (en rojo) con un área bajo la curva de  $6.1137e+07$ , siendo superior en este aspecto el NMPC.

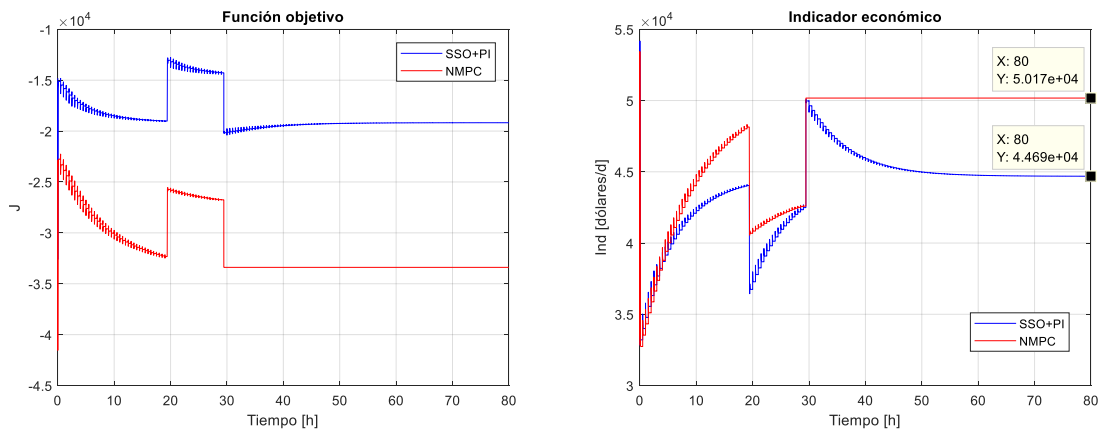


**Figura 42.** Error respecto al valor de estado estable de la señal controlada para el pozo productor PP1 (Caso MM3).

Finalmente, se graficó la evolución de la función objetivo y el indicador de ganancia económica. El indicador se muestra en la ecuación (47) y permite conocer en términos económicos el desempeño de los controladores NMPC y SSO+PI.

La evolución de la función objetivo y del indicador de ganancia económica se muestran en la Figura 43, evidenciando la superioridad del controlador NMPC sobre el SSO+PI en obtener mejores resultados en términos de minimización de la función objetivo y mayor valor de ganancia en dólares.

Para el NMPC se presenta una ganancia en dólares/día de USD\$ 50.170.00 y para el controlador SSO+PI una ganancia en dólares/día de USD\$ 44.690.00, producto de la operación del pozo productor PP1 gobernado por el respectivo controlador, siendo más rentable el control con NMPC.



**Figura 43.** Evolución de la Función objetivo e Indicador de Ganancia Económica de los Controladores para el Pozo PP1 (Caso MM3).

### 5.3.3 Análisis de resultados de comparación del desempeño.

La operación y control de forma automática de un pozo productor de petróleo requiere que se realice de manera segura y confiable, esto debido a la magnitud de los impactos en términos económicos, ambientales y de HSE que se podrían generar por errores en la operación.

El análisis de los resultados del desempeño del controlador NMPC vs el controlador SSO+PI se realizará haciendo énfasis en el cumplimiento de una operación y control automático segura y confiable.

En la Tabla 1515 se presentan de manera cualitativa y cuantitativa aspectos evaluados en forma comparativa entre ambos controladores. El análisis se realizará con enfoque en el controlador NMPC objeto de esta Tesis de Maestría.

Se analizaron siete casos (ver sección 5.3.2) con la finalidad de tener suficientes resultados que permita conocer las características más relevantes del controlador NMPC aplicado al control automático de un pozo productor de hidrocarburos.

Se resaltan en la Tabla 1515 con color gris, los casos en los que sería viable su implementación práctica desde el punto de vista de no violación de restricciones,



condición fundamental para garantizar una operación y control automático seguro y confiable.

Para los casos viables los cuales se presentan sombreados en gris, se marcan con color verde aquellas características que son superiores comparativamente entre los dos controladores.

El controlador NMPC de acuerdo a los resultados y a la naturaleza misma de este, garantiza la No violación de las restricciones operacionales impuestas por la operación, de esta forma resulta viable su implementación en todos los casos evaluados, a diferencia del controlador SSO+PI que muestra viabilidad de implementación práctica solo en los casos MM1, MM2 y MM3, dado que en los casos restantes viola al menos una restricción poniendo en riesgo la operación y control del pozo productor.

Se observa en los resultados de las simulaciones que el comportamiento del controlador NMPC muestra un comportamiento suavizado cuando busca lograr su estado estable, esto se debe a que el NMPC evalúa sus futuros movimientos previo análisis en su horizonte de predicción y control, a diferencia del controlador SSO+PI que muestra un comportamiento con acciones abruptas, lo cual pone en riesgo la estabilidad del pozo productor.

Al analizar el comportamiento del NMPC en los casos con perturbaciones y con model mismatch, se aprecia su superioridad comparado con el controlador SSO+PI, gracias a la realización en cada ciclo de ejecución de la optimización dinámica, que contempla la evaluación de la función objetivo en el horizonte de predicción y el horizonte de control, evaluando los valores de la CV, MV y estados que minimicen la función objetivo, a diferencia del controlador SSO+PI que realiza la optimización solo una vez en estado estable para hallar la referencia que seguirá el controlador PI, esta situación hace vulnerable al controlador PI dado que no podrá redefinir su referencia por presencia de perturbaciones o incertidumbres en el modelo.

Casos Analizados	Descripción	Controlador	Viola Restricción MV (Fr)	Viola Restricción CV (ql)	Viola Restricción PIP	Implementable en la Práctica	Tiempo de Estado Estable (Horas)	Integral del Error CV	Índice de Ganancia Económica (USD\$)
Caso Ideal 1	Caso Ideal 1 (Sin perturbaciones, sin Model Mismatch (MM) y sin restricción en máximo cambio de la MV Controlador PI).	NMPC	NO	NO	NO	SI	45	NA	NA
		SSO+PI	SI	NO	NO	NO	30.5	NA	NA
Caso Ideal 2	Caso Ideal 2 (Sin perturbaciones y sin Model Mismatch (MM)).	NMPC	NO	NO	NO	SI	45	NA	NA
		SSO+PI	NO	SI	SI	NO	45	NA	NA
Caso Ideal 3	Caso Ideal 3 (Con perturbación en la variable manipulada (MV) y sin Model Mismatch (MM)).	NMPC	NO	NO	NO	SI	36	NA	NA
		SSO+PI	NO	SI	SI	NO	61	NA	NA
Caso Ideal 4	Caso ideal 4 (Con perturbación en la variable controlada (CV) y sin Model Mismatch (MM)).	NMPC	NO	NO	NO	SI	35	NA	NA
		SSO+PI	NO	SI	SI	NO	61	NA	NA
Caso MM 1	Caso MM 1 (Con Model Mismatch (MM) y Sin Perturbaciones).	NMPC	NO	NO	NO	SI	34	5.43E+07	USD 50,170
		SSO+PI	NO	NO	NO	SI	28.5	8.90E+07	USD 44,680
Caso MM 2	Caso MM 2 (Con Model Mismatch (MM) y Con perturbación en la variable manipulada (MV)).	NMPC	NO	NO	NO	SI	30.6	6.04E+07	USD 50,170
		SSO+PI	NO	NO	NO	SI	54.5	8.89E+07	USD 44,690
Caso MM 3	Caso MM 3 (Con Model Mismatch (MM) y Con perturbación en la variable controlada (CV)).	NMPC	NO	NO	NO	SI	29.4	6.11E+07	USD 50,170
		SSO+PI	NO	NO	NO	SI	70	8.89E+07	USD 44,690

Tabla 15. Resultados comparativos de desempeño del controlador NMPC vs SSO+PI

Para los casos con model mismatch se presentan los indicadores de tiempo de estado estable, integral del error de la CV vs la CV del caso ideal 1 (CV óptima) y el índice de ganancia económica.

Para los casos donde es viable la implementación de ambos controladores se realiza la comparación de la integral del error de la CV de cada controlador, en donde se muestra la superioridad del controlador NMPC en lograr estar más cerca al valor óptimo de la CV.

El NMPC alcanza mayores valores de flujo de producción de petróleo (CV) para los casos con model mismatch MM1, MM2 y MM3 y se acerca más al valor óptimo ideal de la CV (CV del Casi Ideal 1) vs el Controlador SSO+PI esto se debe a que la optimización para el NMPC se realiza en cada ciclo de ejecución, tal y como se mencionó anteriormente, mitigando las consecuencias de la incertidumbre reflejadas en términos de diferencias entre el modelo del controlador y el modelo ideal de la planta real.

El controlador SSO + PI solo busca llevar la tasa de flujo al valor del punto de ajuste calculado por el SSO. De hecho, no hay forma de que considere el cumplimiento de las restricciones pues su objetivo es seguir el punto de ajuste sin importar las condiciones actuales del sistema. En el caso del Controlador NMPC es claro que las imprecisiones del modelo también impiden que se alcance el valor óptimo de funcionamiento, sin embargo, al operar en línea, a pesar de estos errores hay una mayor efectividad en la búsqueda de valores óptimos de operación.

Al analizar los tiempos de estado estable para ambos controladores se muestran que el control NMPC alcanza el estado estable en menor tiempo para la mayoría de los casos evaluados. En el caso MM1 el SSO+PI supera al NMPC dado se obtuvo un tiempo de estabilización de 28.5 h para el SSO + Controlador PI, y de 34 h para el Controlador NMPC, lo cual se explica al ver que el valor de estado estable óptimo (tasa de flujo de producción) calculado por este último es mayor al obtenido en la SSO, y toma más tiempo alcanzar ese valor de frecuencia de operación más alto.

Finalmente el controlador NMPC muestra en los resultados de la Tabla 15 que genera mayor valor económico, dado que busca maximizar el petróleo producido con el mínimo de energía eléctrica consumida, esto se convierte en dólares (USD\$) por las ganancias obtenidas por la venta del crudo menos el gasto energético en un día.

Es importante resaltar que el desempeño del NMPC es ajustable para cada situación operacional y puede ser adaptado para buscar objetivos específicos en términos de seguridad y economía mediante el ajuste de la sintonía dada por la definición de los pesos de la función objetivo y al ajuste de las restricciones operacionales.

## 6 CONCLUSIONES

Se diseñó un controlador NMPC para un pozo productor con sistema de levantamiento artificial por bombeo electro-sumergible, que permitió optimizar el desempeño del pozo en términos de seguridad y economía, al maximizar las ganancias mediante la maximización de la producción y la minimización del consumo de energía, mientras se respetan las restricciones del sistema, y se considera el comportamiento presente y predicho del sistema Yacimiento-Pozo Productor-SLA.

Se propuso un modelo integral de la planta y una metodología de identificación para obtener el modelo de predicción del Yacimiento-Pozo-SLA, el cual puede incluirse fácilmente en ambientes de simulación e implementación práctica, constituyendo una herramienta útil para la identificación en casos reales.

Se desarrolló una metodología de control para conducir el procedimiento de diseño e implementación del controlador NMPC, y así facilitar la construcción de controladores para nuevos pozos de producción petrolera.

El controlador NMPC fue implementado en un ambiente de simulación, donde el algoritmo de control fue construido y probado. La optimización consistió en la obtención de los valores óptimos para minimizar una función objetivo a lo largo de un horizonte de predicción, usando el método de minimización no lineal con restricciones *fmincon* de MATLAB y un algoritmo SQP.

El controlador fue ajustado de acuerdo a los resultados de simulación del sistema de control en Simulink, proponiendo un procedimiento de ajuste para el controlador NMPC, con el cual se obtiene el desempeño deseado a través de la sintonización de los pesos de la función de costo. Además, la modificación de los horizontes de predicción y control, permite mejorar el desempeño del controlador o reducir el consumo de los recursos computacionales.

Se obtuvo un controlador que se ajusta a las condiciones de operación del sistema, pues trabaja con un punto de ajuste dinámico que corresponde a una optimización del proceso en sus condiciones actuales, anticipa los cambios del sistema a través de su función predictiva, incluye restricciones que permiten operar los equipos de forma óptima y garantizando la seguridad del proceso al limitar los rangos de variación de las variables, y limita los cambios de la acción de control de acuerdo a los requerimientos establecidos por los operadores en campo.

Se comparó el desempeño del controlador NMPC con una estrategia de control alterna (SSO + PI), señalando los beneficios que ofrece el NMPC al controlar el sistema en línea, considerando la función objetivo y las restricciones para obtener mayores ganancias a pesar de cambios en el comportamiento del sistema. El controlador NMPC superó al SSO + PI en los siete casos evaluados.

Finalmente se concluye la viabilidad de implementar una estrategia de control tipo NMPC para controlar de forma automática un pozo productor de petróleo de forma segura, confiable y óptima en términos económicos.

## 7 TRABAJOS FUTUROS

El desarrollo de la presente Tesis de Maestría ha permitido identificar líneas de investigación y desarrollo futuro asociadas al control predictivo de la producción en pozos petroleros. A continuación se describen algunas de ellas:

- Investigar y desarrollar un control NMPC robusto con la finalidad de incrementar la seguridad operacional y mejorar el desempeño del controlador en términos de manejo de incertidumbres y perturbaciones típicas asociadas al sistema. Se propone estudiar la técnica MPC Robusto basada en tubos (Tube-Based Model Predictive Control) dada su capacidad para simplificar el desarrollo del controlador en comparación con otras técnicas de MPC robusto, y estudiar la viabilidad de su aplicación en sistemas no-lineales. La estrategia de control robusta principalmente buscaría mitigar las consecuencias de la presencia de incertidumbres inherentes al modelamiento de los sistemas petrolíferos como el definido por el sistema integrado Yacimiento-Pozo Productor-SLA.
- Investigar y desarrollar una estrategia que incluya el porcentaje de apertura de la válvula de estrangulamiento en cabeza de pozo como variable manipulada de la estrategia de control NMPC, con la finalidad de mejorar la controlabilidad del sistema integrado Yacimiento-Pozo Productor-SLA buscando nuevos puntos de optimización con mayor beneficio en términos de producción de petróleo y eficiencia energética.
- Incorporar en los términos de la función objetivo del problema de optimización, el costo del tratamiento del agua producida y/o regalías por región del crudo producido con la finalidad de especializar el desempeño del controlador NMPC a un enfoque económico por Campo de Producción.

## 8 BIBLIOGRAFÍA

**Allgöwer, F., y otros. 2004.** Nonlinear model predictive control: from theory to application. *J. Chin. Inst. Chem. Eng.* 2004, Vols. 35, p.299-315.

**Bemporad, A., y otros. 2014.** *Model Predictive Control Toolbox User's Guide.* USA : The MathWorks, Inc., 2014.

**Binder, B. J. T., y otros. 2014.** Embedded model predictive control for an electric submersible pump on a programmable logic controller. *Proc. IEEE Multi-conference Systems Control.* Nice, France, 2014, Paper WeC01.2.

**Canadian Oilwell Systems Company Ltd. 2007.** *Basic Artificial Lift.* Canada : COSCO, 2007.

**Continental Steel Corporation - CSTL. 2017.** Electric Submersible Pump System - EPSs. [En línea] 2017. <https://www.cstl.ca/new-page-1/>.

**Da Fonseca Souza, L., Santos Torres, L.H. y Schnitman, L. 2014.** Adaptive Control Applied to an Electric Submersible Pumping System to Operate in the Best Efficiency Point. *SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference 2014.* 21-23 May 2014, Maracaibo, Venezuela , 2014.

**Diehl, M., y otros. 2009.** Efficient Numerical Methods for Nonlinear MPC and Moving Horizon Estimation. [ed.] L. Magni, y otros. *Nonlinear Model Predictive Control.* LNCIS 384, 2009, Germany: Springer, pp. 391–417.

**Gruene, L. y Pannek, J. 2011.** Nonlinear Model Predictive Control: Theory and Algorithms. Springer-Verlag. [En línea] 2011. [www.nmpc-book.com](http://www.nmpc-book.com).

**Haverbeke, N., y otros. 2008.** Nonlinear model predictive control with moving horizon state and disturbance estimation - Application to the normalization of blood glucose in the critically ill. *Proceedings of the 17th World Congress of the International Federation of Automatic Control.* 2008, Seoul, Korea, pp. 9069–9074.



**Johansen, T. A. 2011.** Introduction to Nonlinear Model Predictive Control and Moving Horizon Estimation. [ed.] M. Huba, y otros. *Selected Topics on Constrained and Nonlinear Control*. 2011, Slovakia: STU/NTNU, pp. 187-240.

**Lea, James F. 2007.** Artificial Lift Selection. [aut. libro] Joe Dunn Clegg. *Petroleum Engineering Handbook - Volume IV*. USA : Society of Petroleum Engineers, 2007.

**Lester, T. 2004.** Solving the Colebrook Equation for Friction Factors. [En línea] 2004. <http://www.cheresources.com/colebrook1.shtml>.

**Merabti, H., Bouchachi, I. y Belarbi, K. 2015.** Nonlinear Model Predictive Control of Quadcopter. *16th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control & Computer Engineering*. 21-23 December, Monastir, Tunisia, 2015.

**Meum, P., y otros. 2008.** Optimization of Smart Well Production through Nonlinear Model Predictive Control. *SPE Intelligent Energy Conference and Exhibition*. The Netherlands, 2008.

**Ronning, R. 2011.** *Automatic Start-up and Control of Artificially Lifted Wells*. Norway : M.S. thesis, Department of Engineering Cybernetics, NTNU, 2011.

**Sardjono, P. y Wangsa, M. 2016.** Optimal bottomhole pressure control on oil well production using PID-linear hybrid control on electric submersible pump. *8th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering*. October 5-6, Yogyakarta, Indonesia , 2016.

**Seborg, D., y otros. 2011.** Model Predictive Control. *Process Dynamics and Control*. 3rd ed. USA : John Wiley & Sons, Inc., 2011.

**Sharma, R. y Glemmestad, B. 2014.** Nonlinear Model Predictive Control for Optimal Operation of Electric Submersible Pump Lifted Oil Field. *IASTED International Conference, Modelling, Identification and Control (MIC)*. 17-19 February 2014, Innsbruck, Austria, 2014, pp. 229-236.

—. **2013.** Optimal control strategies with nonlinear optimization for an Electric Submersible Pump lifted oil field. *Modeling, Identification and Control*. 2013, Vol. 34, no. 2, pp. 55-67.

**Stella, L., y otros. 2017.** A simple and efficient algorithm for Nonlinear Predictive Control. *IEEE 56th Annual Conference on Decision and Control*. December 12-15, Melbourne, Australia, 2017.

**Takacs, G. 2009.** *Electrical Submersible Pumps Manual: Design, Operations, and Maintenance*. USA : Gulf Professional Publishing, 2009.

**The Mathworks, Inc. 2014.** *Simulink. Developing S-Functions*. 2014.

**White, Frank. 2008.** *Fluid Mechanics*. New York : McGraw-Hill, 2008.

**WSP. 2010.** WSP 538 Series WE-1500 Pump. *Product Catalog 2010*. 2010.