



UNIVERSIDAD DE LOS ANDES  
PROGRAMA DE FORMACIÓN DOCTORAL

# “SUPERVISION INTELIGENTE EN LA PRODUCCIÓN INDUSTRIAL”

Por: Msc. Edgar Alexander Camargo Contreras.

Proyecto presentando ante la ilustre Universidad de Los Andes como requisito final para optar al título de Doctor en Ciencias Aplicadas en Automatización y Control.

Tutores:

Dr. José L. Aguilar Castro

Dr. Francklin Rivas

Febrero 2010

# Dedicatoria

Dedicado a todas aquellas personas que hicieron posible el terminar este largo camino, especialmente a mi familia que es mi principal fuente de inspiración. Gracia a su ayuda se hizo realidad esta meta.

# Agradecimientos

A Dios, por darme la perseverancia y capacidad para lograr este objetivo primordial en mi vida.

A la Universidad de Los Andes, Facultad de Ingeniería, Doctorado en Ciencias Aplicadas, por permitirme ser integrante de esta importante casa de estudios.

Al Dr. José Aguilar, por haberme dado la oportunidad de elaborar la tesis bajo su dirección y por el apoyo incondicional brindado.

Al Dr. Francklin Rivas y Dr. Addison Ríos, por darme la oportunidad de trabajar a su lado en esta importante investigación, por guiarme y apoyarme durante la realización de este proyecto de grado.

Al Dr. Joseph Aguilar, por la asesoría y lograr con ello, un mejor trabajo.

Al LAAS-CNRS, Grupo Disco, por brindarme la oportunidad de estar en sus instalaciones y por los comentarios a esta tesis.

A PDVSA Occidente por permitir formar parte de esta gran institución.

A mis compañeros Cesar Bravo y Niriasca Perozo con quienes compartí buenos momentos y por sus comentarios. Fue un gusto conocerlos.

Al FONACIT, CDCHT-ULA y PCP por el apoyo económico brindado, sin estos no hubiese podido llevar a cabo este proyecto.

*Este trabajo ha sido financiado por el FONACIT bajo el proyecto No. 2005000170, por el CDCHT-ULA a través del proyecto No. I-820-05-02-AA, y por el PCP a través del proyecto de Automatización No. 200500380, instituciones/programa a las cuales los autores expresan sus agradecimientos.*

# Resumen

En este trabajo se presenta un esquema de Supervisión Inteligente de la Producción Industrial. Dicho esquema es probado en pozos petroleros que requieren levantamiento artificial por gas (LAG). La propuesta está basada en la estimación de la producción posible, de las variables del proceso (en específico, de las presiones de fondo), y en la detección de escenarios operacionales del proceso (en el caso de estudio, como pozo productor de petróleo). Para tal fin, la propuesta combina técnicas Inteligentes (Algoritmo Genéticos, Clasificación Difusa, NeuroDifusos) y Balance de Masa de Energía a nivel de cabezal de pozo, para la obtención del Modelo Matemático del desempeño del pozo. En nuestro estudio en específico, el esquema permite determinar el flujo de crudo o gas que puede producir un pozo, tomando en cuenta la geometría de la perforación y el potencial del yacimiento, como también criterios económicos relacionados con las curvas de desempeño del pozo y el costo de comercialización del crudo y gas. Todos esos aspectos son incorporados a una función objetivo, la cual representa la función a optimizar. La posibilidad de estimar variables de fondo le da una gran importancia operacional, ya que los costos de instalación y mantenimiento de tecnología de fondo son muy elevados, resultando no ser rentable a la producción del pozo. En general, esta propuesta está orientada a la dotación del pozo de inteligencia al conferirle características de auto-diagnóstico en sitio, proporcionando al método de producción mejor desempeño y rentabilidad económica. Esto se hace a través del sistema de supervisión propuesto.

**Palabras claves:** inteligencia artificial, análisis nodal, sistema de producción, pozos por levantamiento artificial por gas, curva de producción, automatización, lógica difusa, redes neuronales artificiales, computación evolutiva.

# Índice General

<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>1</b>
1.1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.2. ANTECEDENTES.....	5
1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	6
1.4. JUSTIFICACIÓN.....	8
1.5. OBJETIVOS.....	9
1.5.1. Objetivo General.....	9
1.5.2. Objetivos Específicos.....	9
1.6. ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTOS.....	10
<b>2. MARCO TEORICO.....</b>	<b>11</b>
2.1. EL SISTEMA DE PRODUCCIÓN DE PETRÓLEO.....	11
2.1.1. Curvas de Afluencia: Aporte del Yacimiento.....	15
2.2. METODOS DE PRODUCCIÓN.....	20
2.2.1. Sistema de Levantamiento Artificial por Gas Lift.....	21
2.3. ANÁLISIS NODAL: OPTIMIZACIÓN DEL SISTEMA.....	26
2.4. INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....	34
2.4.1. Lógica Difusa.....	34
2.4.1.2. Conceptos Básicos sobre Modelos Difusos.....	36
2.4.1.3. Mecanismo de Razonamiento o Inferencia.....	38
2.4.1.4. Mecanismo de Fusificación.....	40
2.4.1.5. Mecanismo de Desfusificación.....	42
2.5. REDES NEURONALES ARTIFICIALES.....	44
2.5.1. Proceso de Aprendizaje o Entrenamiento.....	48

2.6. MODELOS NEO-DIFUSOS.....	50
2.7. SISTEMA CLASIFICADOR DIFUSO.....	53
2.8. ALGORITMOS GENÉTICOS.....	54
<b>3. MARCO METODOLOGICO.....</b>	<b>56</b>
3.1. FASES DEL PROCESOS DE SUPERVISIÓN .....	58
3.1.1. Primera Fase: Generación del Modelo de Producción del Pozo.....	58
3.1.1.1. Primera Etapa: Caracterización del Yacimiento.....	59
3.1.1.2. Segunda Etapa: Curva de Producción del Pozo.....	59
3.1.2. Segunda Fase: identificación de Escenarios Operacionales.....	64
3.1.3. Tercera Fase: Optimización del Proceso de Producción.....	71
<b>4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....</b>	<b>78</b>
4.1. PRIMERA FASE: GENERACIÓN DEL MODELO DE PRODUCCION DEL POZO..	78
4.2. SEGUNDA FASE: IDENTIFICACION DE ESCENARIOS OPERACIONALES.....	91
4.2.1. Modelo Alternativo de Cálculo de las Variables de Entrada al Sistema Clasificador Difuso: Estimación de la Variable Presión de Fondo usando Modelos Neo-Difusos.....	99
4.2.1.1. Proceso de Entrenamiento Inicial para ND1 y ND2.....	102
4.3. TERCERA FASE: OPTIMIZACIÓN DEL PROCESO DE PRODUCCION.....	105
<b>5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....</b>	<b>109</b>
5.1. CONCLUSIONES .....	109
5.2. RECOMENDACIONES.....	109

<b>Bibliografía.....</b>	<b>118</b>
<b>Apéndices A.....</b>	<b>122</b>
<b>Apéndices B.....</b>	<b>126</b>

# Indice de Tablas

3.1	Variables y Conjunto Difusos.....	66
3.2	Reglas del Sistema Clasificador Difuso.....	68
3.3	Rangos para las funciones membresía.....	69
3.4	Rangos para las funciones membresía.....	70
3.5	Rangos de las Variables en las Restricciones.....	74
4.1	Valores determinados para la “Oferta”.....	77
4.2	Valores determinados para la “Demanda”.....	79
4.3	Valores determinados para la Curva de producción por LAG.....	82
4.4	Propiedades Físicas del Fluido.....	84
4.5	Sistema de Completación de Pozo.....	84
4.6	Valores de Producción e Inyección de Gas Real, Teórico y Evaluada.....	86
4.7	Variables de Entrada con sus Respectivos Escenarios Operacionales.....	89
4.8	Resultados dados por el SCD comparados con el dado por el modelo teórico (Ecuación 3.4).....	95
4.9	Patrones de Entrenamiento.....	100
4.10	Resultados Obtenidos.....	105

B.1	Valores para un Escenario Operacional Normal, con una Presión Revestidor.....	119
B.2	Valores para un Escenario Operacional Normal, con una Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Baja.....	121
B.3	Valores para un Escenario Operacional Sobreinyectado, con una Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Baja.....	122
B.4	Valores para un Escenario Operacional Normal, con una Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Media .....	123
B.5	Valores para un Escenario Operacional Normal con Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Media.....	124
B.6	Valores para un Escenario Operacional Subinyectado con Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Media .....	125
B.7	Valores para un Escenario Operacional Subinyectado con Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Alta .....	126
B.8	Valores para un Escenario Operacional Subinyectado con Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Alta .....	127
B.9	Valores para un Escenario Operacional Subinyectado con Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Alta.....	128

# Índice de Figuras

2.1	Sistema de Producción Petrolero.....	13
2.2	Curva de afluencia de Vogel.....	15
2.3	Curva general de afluencia de Vogel.....	15
2.4	Diagrama de Procesos de Pozos Productores por Levantamiento de gas lift.....	23
2.5	Modelo de comportamiento de un pozo produciendo con método de inyección de gas.....	24
2.6	Diseño Esquemático de un Pozo con Método de Extracción de Crudo de Gas.....	26
2.7	Análisis Nodal.....	28
2.8	Diferentes componentes y ubicaciones del nodo para un análisis nodal..	29
2.9	Nodo en el Cabezal del Pozo.....	32
2.10	Intersección Curva Ofertas vs Curva Demanda.....	33
2.11	Función de membresía trapezoidales.....	36
2.12	Función de membresía triangulares.....	36
2.13	Mecanismo de Inferencia tipo Mandani aplicado a Modelos MISO con Difusificación.....	41
2.14	Mecanismo de Inferencia con Defusificación.....	44

---

2.15	Neurona Artificial.....	45
2.16	Salida de una Neurona Artificial.....	47
2.17	Aprendizaje Supervisado.....	49
2.18	Neurona Difusa.....	51
2.19	Sinapsis de la ND.....	52
2.20	Estructura de un Individuo.....	55
3.1	Esquema del Sistema de supervisión Inteligente para Pozos LAG.....	58
3.2	Función de Membresía Presión de Fondo.....	69
3.3	Función de Membresía Presión del Revestidor.....	70
3.4	Función de Membresía Gas de Levantamiento.....	71
3.5	Optimización Objetivo a Nivel de la Válvula de Inyección.....	74
4.1	Curva “Oferta” del Yacimiento.....	78
4.2	Curva “Demanda” de la Instalación.....	80
4.3	Intersección Curva “Oferta” y “Demanda” de la Instalación.....	81
4.4	Curva de producción Teórica a una Presión de Yacimientos de 2400 psi	83
4.5	Curva de Producción Teórica, Real y Evaluada.....	85
4.6	Curva de Producción Real y Teórica a diferentes presiones de yacimiento.....	88
4.7	Escenario Operacional Normal.....	90
4.8	Escenario Operacional Normal.....	91
4.9	Escenario Operacional SobreInyectado.....	91
4.10	Escenario Operacional Normal.....	92
4.11	Escenario Operacional Normal.....	93
4.12	Escenario Operacional SubInyectado.....	93
4.13	Escenario Operacional SubInyectado.....	94

4.14	Esquema Neuro Difuso para la Estimación de Superficie (ND1) y Presión de Fondo (ND2).....	97
4.15	Perfil Presión Tubería de Producción.....	98
4.16	Perfil Presión Fondo de Pozo.....	98
4.17	Resultado del Esquema Neo-Difuso para la Estimación de la Presión de Fondo.....	100
4.18	Resultado del Esquema Neo-Difuso para la Estimación de la Presión de Tubería de producción.....	101
A.1	Esquema Neuro Difuso con valores aleatorio.....	115
A.2	Particiones Difusas <i>GLP</i> .....	116
B.1	Curva de Producción para Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Baja.....	119
B.2	Curva de Producción para Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Baja.....	120
B.3	Curva de Producción para Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Baja.....	121
B.4	Curva de Producción para Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Media.....	122
B.5	Curva de Producción para Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Media.....	123
B.6	Curva de Producción para Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Media.....	124
B.7	Curva de Producción para Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Alta.....	125
B.8	Curva de Producción para Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Alta.....	126
B.9	Curva de Producción para Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Alta.....	127

# Capítulo 1

## INTRODUCCIÓN

### 1.1. INTRODUCCIÓN.

La Industria del Petróleo y Gas está enfrentada a retos tecnológicos cada vez más exigentes para desarrollar nuevas reservas de hidrocarburos, en la medida que los campos petroleros llegan a su madurez y comienzan a declinar. *“Encontrar y Producir más, a un bajo costo operacional”* luce un objetivo ambicioso, debido al alto costo de las actividades de exploración y producción (“E&P”). En todo caso, aumentar la producción de hidrocarburo y reducir los costos de exploración y producción son una prioridad para la industria de los hidrocarburos, en un contexto en que las mayores reservas de petróleo convencional y gas, de fácil acceso y bajo costo, ya han sido descubiertas y están siendo explotadas por lo que estas reservas se están agotando.

Se estima que casi el 70% de la producción actual de petróleo proviene de campos con más de 30 años de edad [32]. Ahora bien, se cree que la base mundial de recursos de hidrocarburos es enorme, si se consideran las reservas de recursos no convencionales de petróleo y gas, como por ejemplo las arenas bituminosas, los crudos pesados, y los yacimientos de hidratos de gas.

Un concepto de gran interés en la industria de petróleo es el “*Factor de Recobro*”. Este concepto no es más que la relación entre los volúmenes de petróleo que se pueden llevar a la superficie empleando las capacidades tecnológicas disponibles, con respecto a los volúmenes estimados e identificados en las etapas exploratorias de evaluación de reservas probadas. Actualmente se estima que factores de recobro de un 30% a un 35% son bien razonables, y que éstos pueden ser elevados hasta un 60%. Obviamente, el rol de la tecnología, y un enorme esfuerzo en la Investigación y Desarrollo (“I+D”), será fundamental para alcanzar elevadas cifras en factores de recobro.

Para alcanzar y mantener el objetivo de “*encontrar y producir más, y hacerlo más económico*”, se requiere de una continua demanda en innovaciones tecnológicas. La (I+D) de tecnologías en la industria de petróleo y gas para las actividades de E&P ha sido, y continúa siendo, clave. Las

mismas han permitido “*maximizar*” la recuperación de campos maduros existentes, “*minimizar*” el impacto ambiental durante el desarrollo y explotación de nuevos pozos, y lograr el máximo recobro de reservorios.

En ese sentido, la industria petrolera ha venido desarrollando distintos enfoques con el fin de lograr mejorar el factor de recobro. Uno de ellos es la “*Supervisión Integrada de Yacimientos y Pozos*”, el cual constituye un área de investigación donde se plantea dotar de inteligencia al yacimiento y al pozo, de tal manera que puedan auto-diagnosticarse, estimar algunas variables del proceso de producción y escenarios de operación, establecer criterios de rentabilidad económica.

Es importante indicar que los pozos poseen una declinación natural de producción de barriles como consecuencia de su explotación, lo que genera una disminución de su energía (presión) y alteraciones en las condiciones en como se encuentra atrapado el petróleo en el medio poroso. El término de “*métodos de recuperación primario y secundario de petróleo*” define y engloba todo un conjunto de prácticas orientadas hacia la mejora en la producción de petróleo, las cuales se aplican, por lo general, una vez que el pozo no produce satisfactoriamente por flujo (presión) natural.

Estas prácticas se aplican en el yacimiento para aumentar el desplazamiento del petróleo en el reservorio y hacer que fluya en

condiciones favorables hacia la superficie, usando para ello técnicas de inyección de gases (gas natural, nitrógeno y CO<sub>2</sub>), agua, vapor, productos químicos (tales como solventes, polímeros y álcalis), e inclusive microorganismos (bacterias), al pozo. La aplicación óptima de cada una de estas tecnologías dependerá de las condiciones del yacimiento (temperatura, presión, porosidad y permeabilidad), así como de la saturación de agua y viscosidad de los fluidos.

En el presente proyecto se propone estudiar, definir y desarrollar modelos que permitan proveer los servicios requeridos para la Supervisión Inteligente de la Producción Petrolera. Para tal fin, se utilizarán técnicas provenientes del área de computación Inteligente (Redes Neuronales Artificiales, Lógica Difusa, Algoritmos Genéticos, entre otras). Así, se pretenden desarrollar modelos computacionales que sean capaces de optimizar la producción, aumento de producción y menor uso de energía, en función de la información integrada subsuelo y superficie del pozo, lo que permitirá aumentar el factor de recobro de la formación, minimizar costos, y garantizar la seguridad de las operaciones. Particularmente, este trabajo se enfocará en el Método de Extracción de Crudo Artificial por Gas (LAG), el cual consiste en Inyectar Gas, a una Presión Determinada, en la parte inferior de la columna de fluido en la tubería de producción del pozo [18,23].

## 1.2. ANTECEDENTES.

Las técnicas de computación inteligente han logrado avances significativos en tareas como reconocimiento de patrones, modelaje y optimización, entre otros. En el caso de la industria petrolera, han generado ahorros importantes, o incrementos en la producción de hidrocarburos, a pesar de que es una técnica relativamente nueva en la industria petrolera. Algunos trabajos afines a nuestra propuesta son presentados en [5, 6, 9, 10]. En [9] han sido usados Sistemas Inteligentes, basados en técnicas de control clásico, en tareas de control de pozos por Levantamiento Artificial por Gas. Ellos han propuesto técnicas de control a través de la medición de variables en la superficie del pozo, generando incremento en la producción del mismo.

En [5] se puede observar como utilizando redes neuronales se logro identificar yacimientos altamente productivos de crudo, lo que posteriormente genera oportunidades de producción. En [6] se optimizó la Producción del Método de Levantamiento BES (Bombeo Electrosumergible) a través del Control del “Drawdown” (Caída de Presión de Fondo con respecto a la Presión de Yacimiento), utilizando algoritmos genéticos y lógica difusa. Particularmente, las técnicas de computación inteligente son usadas para implementar el algoritmo de control de Drawdown.

En [10] se utilizan técnicas de minería de datos basadas, para identificar zonas de producción en un yacimiento, lo que permite mejorar el desempeño del yacimiento y aumentar la producción.

En nuestra propuesta de supervisión se integra en el modelo de optimización, al yacimiento y al pozo, utilizando para ello técnicas inteligentes, caso contrario a los trabajos presentados anteriormente, donde solo se limitan a hacer estudios a nivel de superficie o en el fondo del pozo.

### **1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.**

Los sistemas de producción de crudo y gas son sistemas complejos debido al número de componentes y las relaciones entre ellos. Sus componentes son, entre otros: los Pozos, los Múltiples de Gas, las Estaciones de Flujo. Históricamente, la administración de dichos componentes involucran una intensa labor manual, generando diferentes situaciones, tales como: producción diferida (Potencial vs Cantidad producida por pozos), comportamiento errático del pozo (aumento o disminución repentina de la producción), escenarios operacionales que son determinados tiempo después de ocurridos (taponamiento de la línea de producción, fugas de crudo y/o gas en la tubería de producción, etc.), entre otras cosas.

Por otra parte, en la gran mayoría de las completaciones de pozo (tubería mas arreglo mecánico) tradicionales están ausente los equipos de supervisión de fondo, debido a que el uso de dicha tecnología es altamente costosa, dando como resultado una cantidad limitada de datos del yacimiento. Esta es quizás la razón principal por la cual una gran cantidad de pozos no cuentan con tecnología de medición de fondo.

En el marco de está investigación se plantea la necesidad de realizar modelos para la Supervisión Inteligente de la Producción Petrolera, en particular del funcionamiento de los pozos. En específico, trabajaremos en pozos por Levantamiento Artificial por Inyección de Gas (LAG), el cual utiliza gas comprimido (alta presión) como fuente externa de energía.

En el problema a estudiar encontramos dos objetivos: por un lado se busca la mayor producción de hidrocarburos, y por otra parte minimizar la inyección de gas, lo que genera una zona de negociación que permita encontrar el desempeño óptimo de producción. El problema de optimización consiste en determinar la mejor distribución del gas disponible para inyectar, maximizando la producción de crudo. Este problema requiere:

- Caracterizar los diferentes escenarios operacionales en la producción de un pozo por LAG.

- Identificar el modelo de comportamiento de producción de un pozo bajo el accionar de inyección de levantamiento de flujo continuo.

#### **1.4. JUSTIFICACIÓN.**

En la actualidad, la tasa de inyección para el método de levantamiento artificial por gas es determinado de forma analítica en base a las curvas de rendimiento del pozo. Para ello hay que tener en cuenta las situaciones de contingencia que se presentan en las plantas compresoras de gas (“Sistema que suministra a alta presión el gas de inyección al pozo”): si el gas disponible para inyección es limitado, el tiempo de respuesta ante una baja considerable de presión, etc.; lo que conlleva a ajustes de las tasas de inyección. Dichos ajustes vienen preestablecidos en los manuales de contingencias, pero son una de las tantas combinaciones posibles para la distribución del gas [6].

La respuesta inmediata y la efectiva distribución de los recursos permitirán la supervisión del proceso del LAG; la toma de decisiones de manera confiable y oportuna mejorará los tiempos de respuesta y evitarán pérdidas en la producción. El modelo de optimización planteado en esta investigación, basado en técnicas de Computación Inteligente, apunta a responder a esas necesidades. Dicho método de optimización tiene la finalidad de maximizar la producción y disminuir la inyección de gas de

acuerdo al escenario operacional de producción presente. Además, ofrecerá información predictiva apropiada para el análisis de pozos y yacimientos, y de esta manera tomar las mejores decisiones con respecto al comportamiento de productividad de los mismos.

## **1.5. OBJETIVOS.**

### **1.5.1. Objetivo General.**

Desarrollar un modelo de Supervisión para Pozos usando técnicas de Computación Inteligente, para el área de Producción del Sector Petrolero.

### **1.5.2. Objetivos Específicos.**

1. Estudiar el problema del Diseño y Desarrollo de Modelos Inteligentes para la Supervisión de la producción petrolera.
2. Desarrollar un modelo para supervisar, en tiempo real, el proceso de producción en pozos por Levantamiento Artificial por Gas.
3. Identificar las técnicas del área de Computación Inteligente a ser usadas en el Modelo de Supervisión Desarrollado.

## **1.6. ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO.**

El documento esta organizado en 5 capítulos, de la siguiente manera: En el capítulo 1 se identifica el problema, los objetivos de este trabajo, sus antecedentes, y su justificación. En el capítulo 2 se muestran las bases teóricas del Sistema de Producción de un Pozo Petrolero a Nivel del Yacimiento y Cabezal de Pozo, específicamente para levantamiento artificial por gas, y las técnicas de Computación Inteligente de interés para la investigación.

En el capitulo 3 se explica el sistema de supervisión, con cada uno de sus componentes, para resolver el problema planteado. Para cada componente se presenta su diseño detallado, indicando las técnicas utilizadas en cada caso. En el capítulo 4 se muestran los resultados obtenidos, de las pruebas realizadas al sistema de supervisión. Finalmente, en el capítulo 5 se explican las conclusiones, y se plantean recomendaciones para dar continuidad a esta investigación.

# Capítulo 2

## MARCO TEORICO

En este capítulo se explica el proceso físico del comportamiento del petróleo desde el yacimiento hasta la superficie. Seguidamente se describe el funcionamiento del método extracción de petróleo por Levantamiento Artificial por Gas (LAG) y el problema de optimización de energía en los pozos LAG. Posteriormente se da una breve reseña sobre las redes neuronales artificiales, la lógica difusa, los modelos neodifusos y los algoritmos evolutivos, con el propósito de establecer un marco conceptual para la investigación planteada.

### 2.1. EL SISTEMA DE PRODUCCIÓN DE PETRÓLEO.

El sistema de producción está formado por el yacimiento, la completación, el pozo y las facilidades de superficie. El yacimiento es una o varias unidades de flujo del subsuelo, creadas e interconectadas por la

naturaleza, mientras que la completación (perforaciones ó cañoneo), el pozo, y las facilidades de superficie forman parte de la infraestructura construida por el hombre para la extracción, control, medición, tratamiento y transporte de los fluidos hidrocarburos extraídos de los yacimientos.

El proceso de producción en un pozo de petróleo comprende el recorrido de los fluidos desde el radio externo de drenaje en el yacimiento hasta el separador de producción en la estación de flujo. En la figura 2.1 se muestra el sistema completo con cuatro componentes claramente identificados: Yacimiento, Completación, Pozo, y Línea de Flujo Superficial. Existe una presión de partida de los fluidos en dicho proceso, que es la presión estática del yacimiento,  $P_{ws}$ , y una presión final o de entrega, que es la presión del separador en la estación de flujo,  $P_{sep}$ .

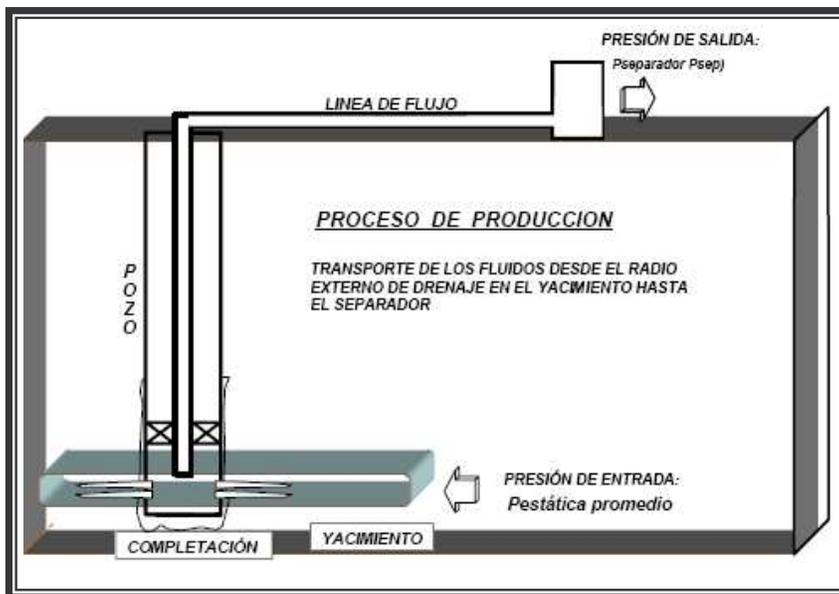


Figura 2.1: Sistema de Producción Petrolero.

El movimiento de los fluidos comienza en el yacimiento a una distancia  $re$  del pozo, donde la presión es  $P_{ws}$ , viaja a través del medio poroso hasta llegar a la cara de la arena o radio del hoyo,  $r_w$ , donde la presión es  $P_{wfs}$ . En este módulo el fluido pierde energía en la medida que el medio sea de baja capacidad de flujo ( $k_o, h$ ), presente restricciones en las cercanías del hoyo ( $daño, S$ ) o el fluido ofrezca resistencia al flujo ( $\mu_o$ ). Mientras mas grande sea el hoyo, mayor será el área de comunicación entre el yacimiento y el pozo, mejorando el índice de productividad del pozo.

Los fluidos aportados por el yacimiento atraviesan la completación, que puede ser un revestidor de producción cementado y perforado, normalmente utilizado en formaciones consolidadas, o un empaque con grava, normalmente utilizado en formaciones poco consolidadas para el control de arena.

En el primer caso, la pérdida de energía se debe a la sobre-compactación o trituración de la zona alrededor del túnel perforado y a la longitud de penetración de la perforación; en el segundo caso, la pérdida de energía se debe a la poca área expuesta a flujo. Al atravesar la completación los fluidos entran al fondo del pozo con una presión  $P_{wf}$ .

Ya dentro del pozo, los fluidos ascienden a través de la tubería de producción venciendo la fuerza de gravedad y la fricción con las paredes internas de la tubería, y llegan al cabezal del pozo con una presión  $P_{wh}$ .

Al salir del pozo, el fluido continua a través de la línea de flujo superficial, llegando al separador en la estación de flujo con una presión del separador  $P_{sep}$ , donde se separa la

mayor parte del gas del petróleo. El resto del gas se termina de separar en el tanque de almacenamiento [18].

### 2.1.1. Curvas de Afluencia: Aporte del Yacimiento.

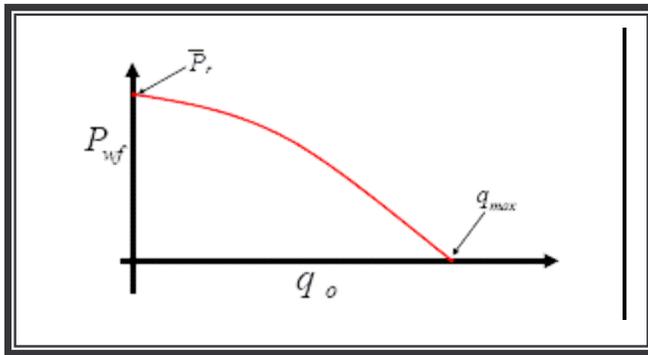
El yacimiento es sin duda, el componente más difícil de modelar de una manera realista. Esto se debe, no tanto al grado de complejidad de las ecuaciones usadas, sino más bien a la incertidumbre en los valores de las variables, tales como la permeabilidad y las presiones de yacimiento y fondo, entre otras.

A continuación se presentan las ecuaciones más conocidas para predecir la capacidad de afluencia de un pozo [10,32].

En 1968, Vogel presentó una ecuación de afluencia que hoy en día es ampliamente usada debido a su simplicidad. Él derivó esta ecuación a partir de la simulación de pozos produciendo por el mecanismo de gas en solución. Si la presión de yacimiento está por debajo de la presión de burbujeo, la ecuación de afluencia es como sigue:

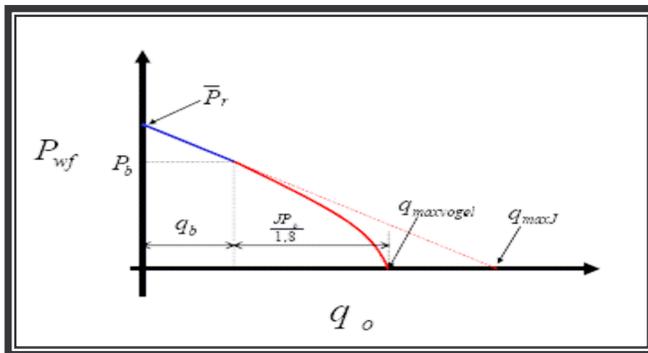
$$\frac{q_o}{q_{\max}} = 1 - 0,2\left(\frac{P_{wf}}{P_r}\right) - 0,8\left(\frac{P_{wf}}{P_r}\right)^2 \quad (2.1)$$

$q_{\max}$  es la producción que tendría el pozo si la presión de fondo se pudiese reducir a cero, y  $P_r$  es la presión estática de yacimiento. En la Figura 2.2 se aprecia la curva de afluencia de Vogel [6].



**Figura 2.2:** Curva de afluencia de Vogel.

La figura 2.3 muestra cuando la presión de fondo fluente está por debajo de la presión de burbujeo, pero la de presión de yacimiento no.



**Figura 2.3:** Curva general de afluencia de Vogel.

El índice de productividad  $J$  está dado por la siguiente ecuación:

$$J = -\frac{dq}{dP_{wf}} \quad (2.2)$$

Derivando la ecuación (2.2) con respecto a la presión de fondo fluyente, se tiene:

$$-\frac{dq}{dP_{wf}} = q_{\max} \left[ \frac{0,2}{P_r} + \frac{1,6P_{wf}}{P_r^2} \right] \quad (2.3)$$

Si se aplica la ecuación de Vogel partiendo de la base que la presión de yacimiento es igual a la presión de burbujeo, y se toma la derivada del caudal con respecto a la presión de fondo fluyente en ese punto, se llega a la siguiente expresión:

$$-\frac{dq}{dP_{wf}} J = -\frac{1,8q_{\max}}{P_b} \quad (2.4)$$

Sí se considera por un instante que la presión de yacimiento es igual a la presión de burbujeo, la máxima tasa según Vogel está dada por:

$$q_{\max \text{ voguel}} = \frac{JP_b}{P_b} \quad (2.5)$$

Pero, por arriba del punto de burbujeo, el caudal está expresado por:

$$q = J(P_r - P_{wf}) \quad (2.6)$$

Según la ecuación 2.6, el caudal cuando la presión de fondo fluyente es igual a la presión de burbujeo será:

$$q_b = J(P_r - P_b) \quad (2.7)$$

El máximo caudal está dado entonces por:

$$q_{\max} = q_b + \frac{JP_b}{1,8} \quad (2.8)$$

De esta manera, para presiones de fondo fluyente por debajo del punto de burbujeo, la ecuación de afluencia está definida por:

$$q = q_b + (q_{\max} - q_b) \left[ 1 - 0,2\left(\frac{P_{wf}}{P_b}\right) - 0,8\left(\frac{P_{wf}}{P_b}\right)^2 \right] \quad (2.9)$$

La ecuación ha sido ampliamente usada en la predicción de curvas del *Índice de Productividad del Reservorio* ("IPR"), cuando existen dos fases (líquido y gas), y trabaja razonablemente para pozo con porcentajes de agua hasta 30%. En yacimientos subsaturados existirá flujo de una fase líquida (petróleo) para  $P_{wf} > P_b$ , y flujo bifásico para  $P_{wf} < P_b$ . En este caso, la IPR tendrá un comportamiento lineal para  $P_{wf}$  mayores o iguales a  $P_b$ , y un comportamiento tipo Vogel para  $P_{wf}$  menores a  $P_b$ .

La ecuación (2.9) determina la capacidad de aporte del yacimiento petrolíferos donde la presión estática  $P_{ws}$  es menor que la presión de burbuja  $P_b$ , y existe flujo de dos fases:

una líquida (petróleo) y otra gaseosa (gas libre que se vaporiza del petróleo). El flujo de gas invade parte de los canales de flujo del petróleo, disminuyéndose la permeabilidad efectiva  $K_o$ . De esta manera se define el índice de productividad ( $J$ ) como la relación existente entre la tasa de producción,  $Q_o$ , y el diferencial entre la presión del yacimiento y la presión fluyente en el fondo del pozo,  $(P_{ws} - P_{wf})$ .

La IPR representa una foto instantánea de la capacidad de aporte del yacimiento hacia el pozo en un momento dado de su vida productiva, y es normal que dicha capacidad disminuya a través del tiempo por reducción de la permeabilidad en la cercanías del pozo y por el aumento de la viscosidad del crudo en la medida en que se vaporizan sus fracciones livianas. De esta forma, en un momento de la vida productiva del yacimiento se puede calcular la IPR para yacimientos saturados. Inclusive, a través del tiempo se podría estimar como varía la forma de la curva IPR a consecuencia de la disminución de la permeabilidad efectiva al petróleo por el aumento progresivo de la saturación de gas, en el área de drenaje, en la medida que se agota la energía del yacimiento.

## **2.2. METODOS DE PRODUCCION.**

Cuando los fluidos son transportados pierden energía en el yacimiento, en el pozo, y en la línea de flujo que los lleva a la estación recolectora. Cuando la energía del yacimiento es suficiente para completar el proceso de producción, se dice que el pozo produce por flujo natural. Por lo general, dicha energía disminuye en la medida en que se extraen los fluidos del yacimiento, ocasionando una declinación de la tasa de producción del pozo. Cuando la energía del yacimiento no es suficiente para llevar a cabo el levantamiento de los fluidos desde el fondo del pozo hasta la estación, se requiere entonces, de un método de Levantamiento Artificial.

Es un método de levantamiento artificial que se caracteriza por estar constituido por un conjunto de equipos y accesorios interconectados para cumplir con la función de llevar el fluido del yacimiento, desde el fondo del pozo hasta la superficie. Básicamente, está constituido por los equipos de superficie y de subsuelo, y diversos accesorios que son requeridos en el fondo del pozo. Existen diferentes métodos de extracción de crudo, tales como el de Levantamiento Artificial por Bombeo, Levantamiento Artificial por Gas. Seguidamente se indica el método de extracción de crudo estudiado en este trabajo: el de Levantamiento Artificial por Gas.

### **2.2.1 Sistema de Levantamiento Artificial por Gas Lift.**

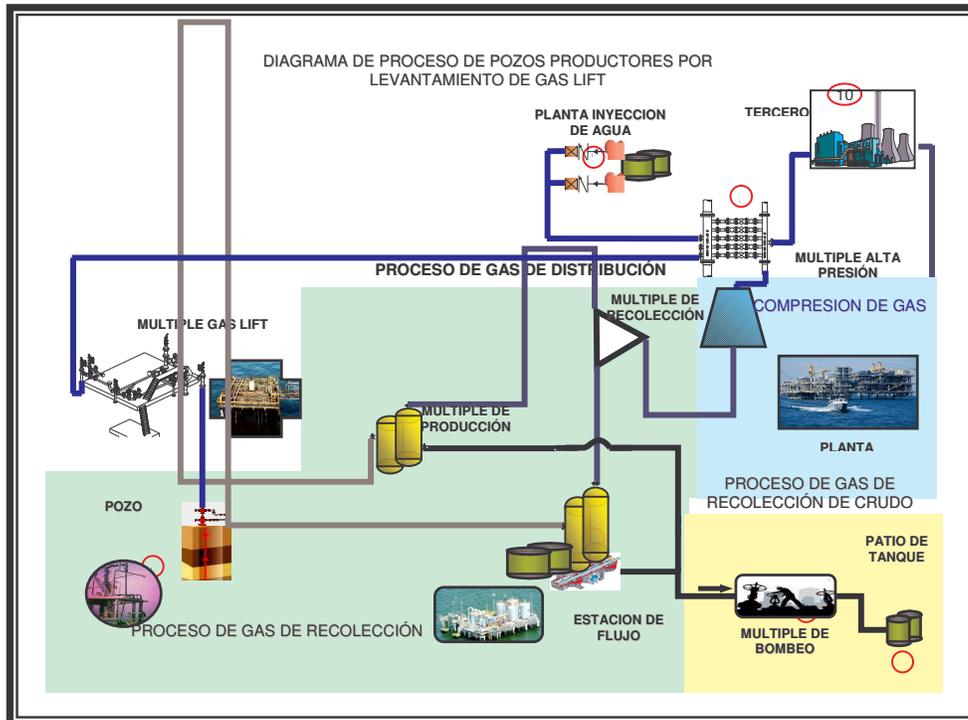
El Levantamiento Artificial por Gas es uno de los métodos mas utilizados a nivel mundial para el levantamiento de la producción en pozos petroleros. Conceptualmente es muy sencillo, ya que en su versión de flujo continuo es similar al método de producción por flujo natural, con la diferencia que la relación gas-líquido en la columna de fluidos es alterada mediante la inyección de gas comprimido. El gas disminuye el peso de la columna, de tal forma que la energía del yacimiento resulta suficiente para levantar la producción hasta la superficie.

Es necesario inyectar el gas lo más profundo posible para reducir sustancialmente el peso de la columna, e inyectar la tasa de gas adecuada para que la fricción de la corriente multifásica no anule la reducción de peso. Adicionalmente, para optimizar la distribución de gas entre los pozos asociados al sistema, es necesario utilizar algoritmos que permitan levantar la mayor cantidad de petróleo posible.

El sistema de levantamiento artificial por gas involucra un proceso cíclico durante la distribución y recolección del gas, el cual se puede describir partiendo de la entrega del gas

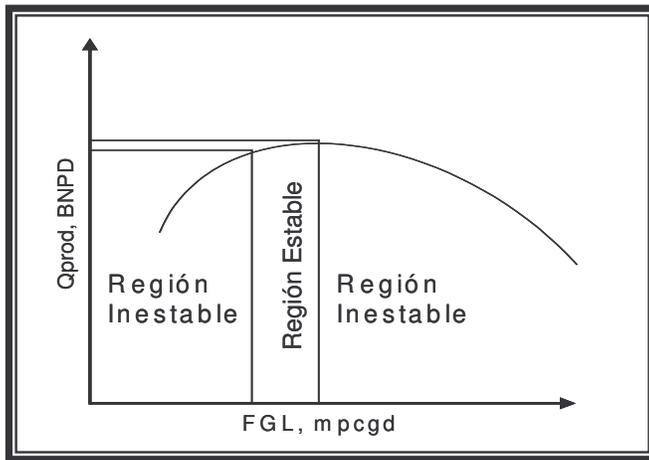
a la salida de las Plantas de Compresión (PC) (1), de allí es recibido generalmente en uno o varios Múltiples de Alta Presión (MP) (2), que a su vez distribuyen el gas a los diferentes Múltiples de Inyección, llamados también múltiplos de levantamiento artificial por gas (MLAG) (3), donde se regula por medio de válvulas estranguladoras la cantidad de gas consumida por cada uno de los Pozos (4); una vez que el gas se mezcla con la corriente de fluido aportada por el yacimiento, viaja con éste hasta los Múltiples de Producción (MP), de Recolección (MR) (5), y Estaciones de Flujo (EF) (6), que cumplen la función de almacenar temporalmente el crudo y separar el líquido del gas enviando el líquido a los Múltiples de Bombeo (MB) (7), y posteriormente a los diferentes patios de tanques (8), y el gas a la red de recolección que llega nuevamente a las unidades de compresión (1).

El gas de formación, o gas aportado por los yacimientos, es utilizado en baja presión como combustible en las plantas de compresión (1), y el excedente es transferido a baja o alta presión a plantas de inyección de agua (9), u otras Áreas de Producción o terceros (10), tal y como se muestra en el siguiente diagrama.



**Figura 2.4:** Diagrama de Proceso de Pozos Productores por Levantamiento de Gas Lift.

La curva de producción de un pozo que produce a través del método de inyección de gas (ver Figura 2.5), indica que a medida que el Flujo de Gas de Levantamiento aumenta ( $Q_{inj}$  o  $FGL$ , expresado en “mpcdg”, miles de pie cúbico de gas por día), la tasa de producción ( $Q_{prof}$ , expresado en “BNPD”, barriles neto de producción diaria) también aumenta hasta alcanzar su máximo valor (Región Estable o Escenario Normal); tal que incrementos adicionales en la inyección (Escenario SobreInyectado), o por debajo de la inyección necesaria (SubInyectado), causarán una disminución en la producción (Región Inestable) [10,18,30].



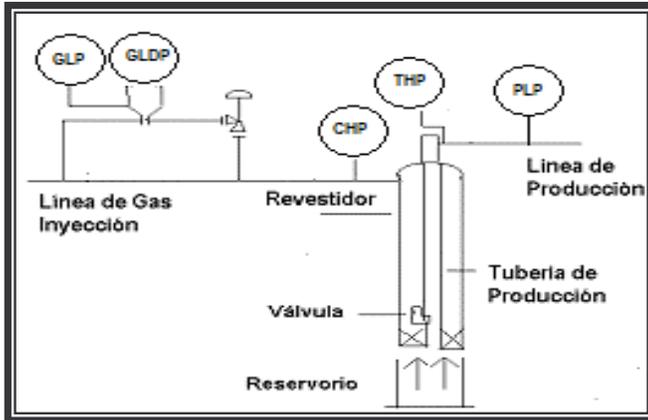
**Figura 2.5:** Modelo de comportamiento de un pozo produciendo con método de inyección de gas.

La curva de producción del pozo se obtiene a través de la caracterización del pozo, y técnicas de balances de masa y energías [10,30]. En la caracterización se identifica la completación mecánica instalada en el pozo a nivel de fondo y superficie, y la caracterización de las propiedades físicas del fluido (Gravedad del crudo, Corte de agua, Presión y Temperatura de fondo, Relación Gas-Líquido, etc.); todo esto se hace ya que el comportamiento de producción de crudo en los pozos inyectados con gas depende de variables, tanto de yacimiento como de diseño mecánico (válvulas, tuberías de producción, entre otros) [30].

Posteriormente se aplican técnicas basadas en Balances de Masa y Energía, tales como la que explicaremos en la sección siguiente, denominado Análisis Nodal [10,18,30]. Para su cálculo, se debe elegir un nodo (punto de implementación del balance de energía)

en cualquier lugar del sistema de producción. Posteriormente de elegido el nodo, se determinan las presiones con la cual el yacimiento entregara la tasa de producción a la entrada y salida del nodo. Esta relación presión y tasa de producción se denominan “Oferta” de energía del yacimiento y “Demanda” de energía de la instalación en superficie. Finalmente, de la intersección de dichas curvas se obtiene el modelo de producción de un pozo a partir del análisis nodal [10].

La implantación en campo de este método LAG necesita de un arreglo de instrumentación y control. Para tal fin, se requiere la medición y control de las siguientes variables (ver Fig. 2.6): Flujo de Gas de Levantamiento ( $FGL$ ), Tasa de Producción ( $Q_{prod}$ ), Presión del Gas Inyectado ( $GLP$ ), Presión Diferencial del Gas Inyectado ( $GLDP$ ), Presión del Revestidor ( $CHP$  o  $P_{g,inj}$ ), y Presión de la Tubería de Producción ( $THP$  o  $P_{thp}$ ). Además, existen otras variables que podrían considerarse para enriquecer más la caracterización del proceso, como la presión ( $P_{wf}$ ) y temperatura ( $T_f$ ) de fondo, que permiten identificar las condiciones de la zona de producción de hidrocarburo.



**Figura 2.6:** Diseño Esquemático de un Pozo con Método de Extracción de Crudo Gas.

### 2.3. ANÁLISIS NODAL.

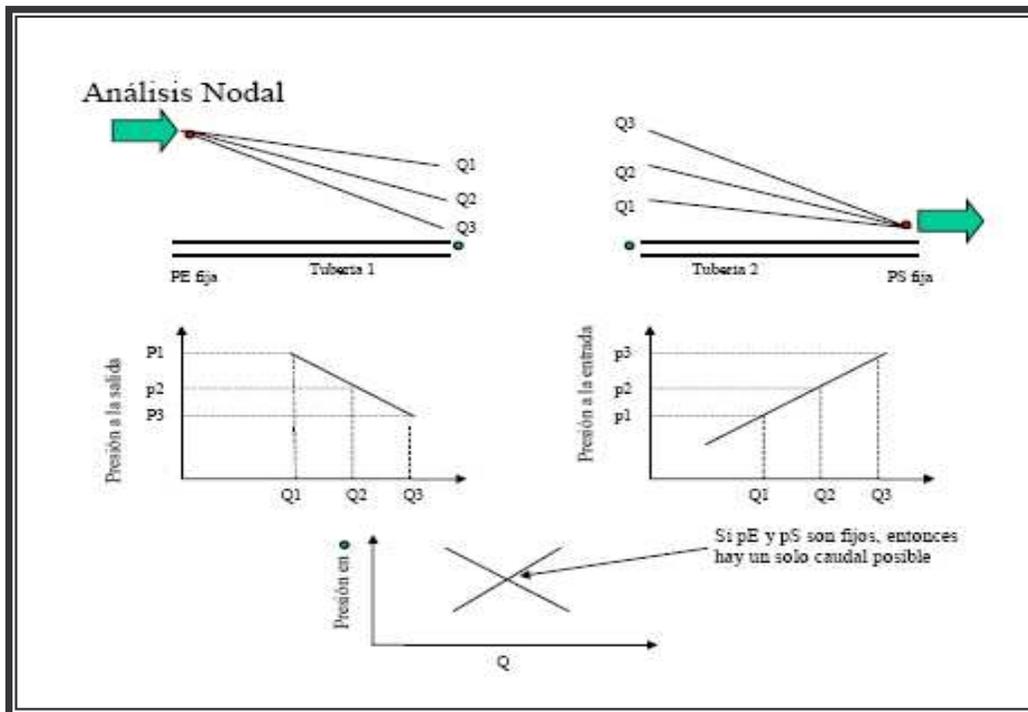
El punto de partida de todo método de diseño de un sistema de levantamiento artificial debe ser el análisis nodal, ya que de esta forma se puede conocer la capacidad real de producción del pozo. Si el pozo va ser completado por primera vez, o se está programando un cambio en la completación, el análisis nodal es el procedimiento de cálculo obligado para la determinación de los diámetros de tubería y, para pozos en LAG, del punto de inyección de gas. Para la optimización rutinaria del pozo en LAG el análisis nodal debe ser usado para el cálculo del volumen óptimo de levantamiento [10,18].

El nodo debe colocarse justamente antes (extremo aguas arriba) o después (extremo aguas abajo) del componente donde se modifica la variable. Por ejemplo, si se desea estudiar el efecto que tiene el diámetro de la línea de flujo sobre la producción del pozo, es más conveniente colocar el nodo en el cabezal o en el separador que en el fondo del pozo.

La técnica puede usarse para optimizar pozos que producen por Flujo Natural o por Levantamiento Artificial.

En su manera más general, el análisis nodal consiste en encontrar el caudal único que un sistema hidráulico puede manejar, si se conocen las presiones a la entrada y salida del mismo. La Figura 2.7, representa un análisis nodal realizado en un sistema hidráulico muy sencillo, constituido por dos tuberías de diferentes diámetros. Se conoce la presión de entrada de la tubería 1 y la de salida de la tubería 2, y el problema consiste en encontrar aquel caudal que permita ser manejado por esa diferencia de presiones. Para una presión de entrada y una presión de salida, existe uno y solo un caudal posible. La solución del problema consiste en seguir los siguientes pasos:

- Para una presión fija de entrada de la tubería PE, se procede a calcular la presión a la salida de la misma para varios caudales. Esta presión se denomina presión del nodo.
- Para una presión fija de salida de la tubería PS, se procede a calcular la presión de entrada de la misma para varios caudales.
- Se grafican las presiones del nodo obtenidas en ambos casos contra los caudales estudiados, y el punto de corte de las dos curvas representa el punto de equilibrio en donde el sistema operará.

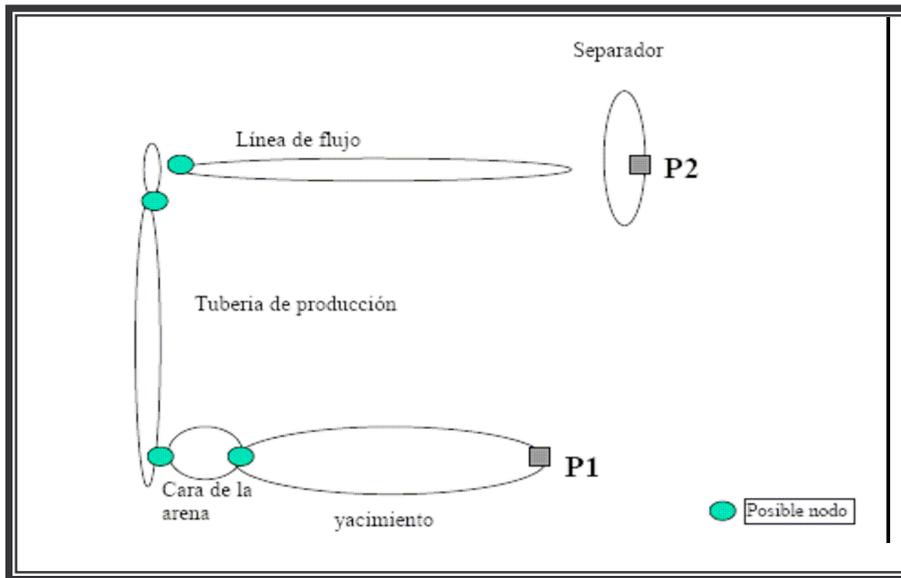


**Figura 2.7:** Análisis Nodal.

El análisis nodal anteriormente descrito consiste de un nodo y dos sub-sistemas hidráulicos: aguas arriba del nodo, formado por la tubería 1, y aguas abajo del nodo formado por la tubería 2. Estos subsistemas pueden estar formados por uno o más componentes, pero en todo caso, siempre se calcula la presión del extremo en donde se desconozca, denominada presión del nodo, para diferentes caudales.

Para un pozo de petróleo, los sub-sistemas son ligeramente más complicados. En la Figura 2.8, se muestran los posibles componentes de un análisis nodal para un pozo de petróleo: el yacimiento, la cara de las perforaciones, la tubería vertical, el cabezal, la línea de flujo y el separador. También se muestra en esta figura las posibles ubicaciones de los nodos: en el yacimiento justo antes de las perforaciones, en el fondo del pozo y en el

cabezal antes o después del estrangulador. Adicionalmente, si existe un estrangulador o una válvula de seguridad, o un punto de inyección de gas en alguna profundidad a lo largo de la tubería vertical, el nodo puede estar ubicado antes o después de los mismos. En realidad, el nodo puede localizarse en cualquier punto intermedio del sistema.



**Figura 2.8:** Diferentes componentes y ubicaciones del nodo para un análisis nodal.

Ahora bien, el primer paso en el diseño de un pozo en Levantamiento Artificial por Gas (LAG) es la determinación del punto de inyección. La determinación del punto de gas de inyección implica el cálculo simultáneo del caudal de inyección de gas y la máxima tasa de líquido que el pozo puede producir.

Los procedimientos que se describen a continuación estiman que el volumen de gas es ilimitado. Si ese no fuese el caso, y se dispone de un caudal máximo de inyección de gas,

los procedimientos son iguales, sólo que cada vez que se introduce una relación gas-líquido de inyección se debe verificar que no sobrepase la capacidad del sistema de levantamiento. Una restricción en el caudal de gas disponible puede hacer que no se llegue a alcanzar el gradiente mínimo de presión en la tubería y, por consiguiente, el punto de inyección puede estar ubicado por arriba de lo deseado.

El modelado de producción de un pozo a partir del análisis nodal se obtiene de la suma de las pérdidas de energía en forma de presión de cada componente, que es igual a la pérdida total, es decir, a la diferencia entre la presión de partida,  $P_{ws}$ , y la presión final,  $P_{sep}$  :

$$P_{ws} - P_{sep} = \Delta P_y + \Delta P_c + \Delta P_l$$

Donde:

$$\Delta P_y = P_{ws} - P_{wfs} = \text{Caída de presión en el yacimiento, (IPR).}$$

$$\Delta P_c = P_{wfs} - P_{wf} = \text{Caída de presión en la completación,}$$

$$\Delta P_c = P_{wf} - P_{wh} = \text{Caída de presión en el pozo. (Vertical),}$$

$$\Delta P_l = P_{wh} - P_{sep} = \text{Caída de presión en la línea de flujo. (Horizontal).}$$

Para realizar el balance de energía en el nodo se asumen convenientemente varias tasas de flujo, y para cada una de ellas se determina la presión con la cual el yacimiento entrega dicho caudal de flujo al nodo, y la presión requerida en la salida del nodo para transportar y entregar dicho caudal en el separador con una presión remanente igual a  $P_{sep}$ .

Por ejemplo, si el nodo esta en el fondo del pozo:

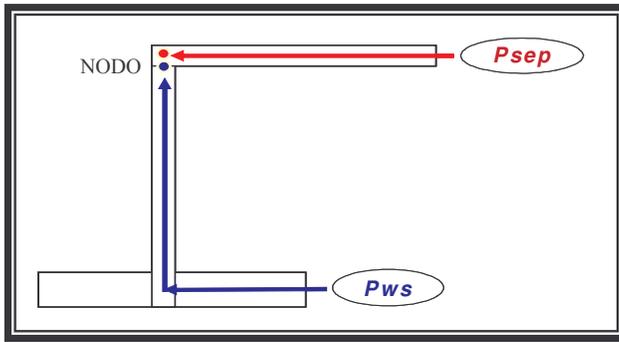
$$\text{Presión de llegada al nodo: } P_{wf}(oferta) = P_{ws} - \Delta Py - \Delta Pc$$

$$\text{Presión de salida del nodo: } P_{wf}(demanda) = P_{sep} - \Delta Pl - \Delta Pp$$

En cambio, si el nodo esta en el cabezal del pozo:

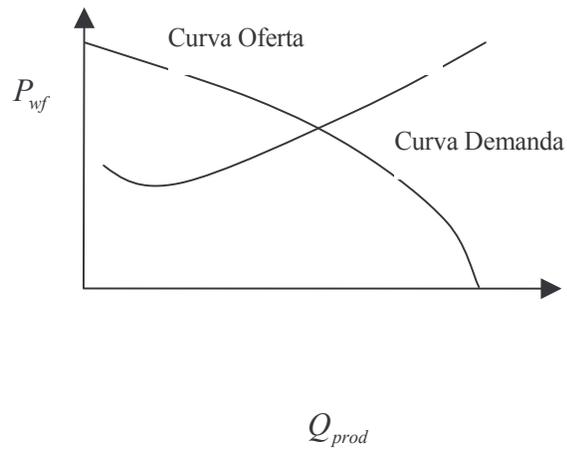
$$\text{Presión de llegada al nodo: } P_{wh}(oferta) = P_{ws} - \Delta Py - \Delta Pc - \Delta Pp$$

$$\text{Presión de salida del nodo: } P_{wh}(demanda) = P_{sep} + \Delta Pl$$



**Figura 2.9:** Nodo en el Cabezal del Pozo.

La representación gráfica de la presión de llegada de los fluidos al nodo en función del caudal o tasa de producción se denomina Curva de Oferta de energía del yacimiento (“*Inflow Curve*”), y la representación gráfica de la presión requerida a la salida del nodo en función del caudal de producción ( $Q_{prod}$ ) se denomina Curva de Demanda de energía de la instalación (“*Outflow Curve*”).



**Figura 2.10:** Intersección Curva Oferta vs. Curva Demanda.

El balance de energía entre la oferta y la demanda puede obtenerse gráficamente. Para realizarlo, consiste en asumir varias tasas de producción y calcular la presión de oferta y demanda en el respectivo nodo, hasta que ambas presiones se igualen. Para obtener gráficamente la solución, se dibujan ambas curvas y se obtiene el caudal de producción donde se interceptan. De la intersección de la curva del *"Inflow"* y la curva del *"Outflow"*, se obtiene sus respectivos caudales de producción.

## **2.4. INTELIGENCIA ARTIFICIAL.**

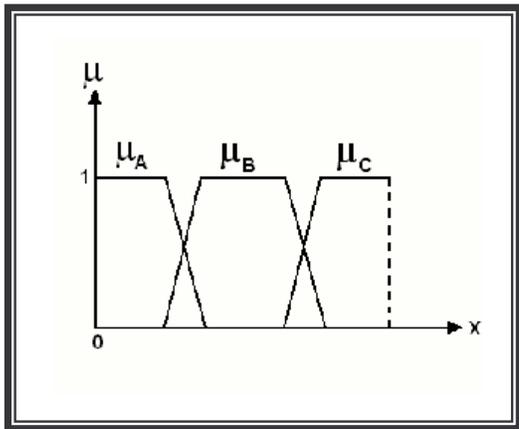
Durante los últimos años, prácticamente en todas las ramas de la ciencia se ha experimentado un creciente interés en el uso de los diferentes métodos desarrollados por la Computación Inteligente, a continuación presentamos las usadas en esta investigación.

### **2.4.1 Lógica Difusa.**

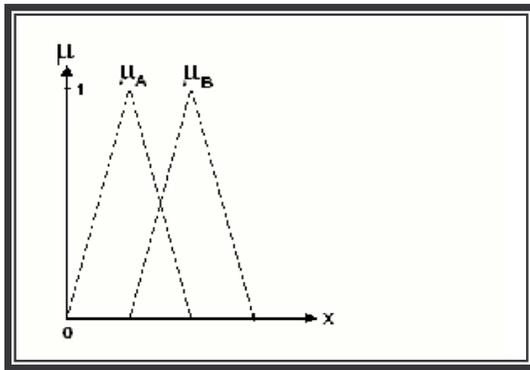
Con el objetivo de manejar información imprecisa, llamada también borrosa o difusa, surgió el concepto del "conjunto difuso" como una extensión de los conjuntos ordinarios, el cual fue introducido por L. Zadeh en un trabajo presentado en 1965 [12]. En la teoría sobre conjuntos difusos, la pertenencia de un elemento determinado a un conjunto es representada por un valor dentro del intervalo  $[0,1]$ , llamado "grado de pertenencia"; si el elemento no pertenece al conjunto el grado de pertenencia es cero (0), y si pertenece totalmente a este el grado de pertenencia es uno (1). Una variable que sea descrita de manera imprecisa puede ser dividida en conjuntos difusos.

Un ejemplo de una variable difusa es la variable temperatura, la cual puede ser dividida en cuatro conjuntos difusos, etiquetados como “*frió*”, “*templado*”, “*caliente*” y “*muy caliente*”. La lógica difusa es una técnica de razonamiento aproximado, la cual tiene como concepto central el conjunto difuso, y permite hacer un razonamiento explícito con información imprecisa o borrosa [12,14]. Zadeh introdujo el concepto de conjunto difuso para representar la idea de que el pensamiento humano no se fundamenta en los números, sino en valores lingüísticos [12].

En el ámbito de los conjuntos difusos, a la función que caracteriza el “*grado de pertenencia*” se le conoce como función de membresía, y esta asigna valores en el intervalo [0,1] según el grado con el cual un elemento pertenece al conjunto difuso. Grados de membresía cercanos a uno (1) indican una pertenencia fuerte al conjunto difuso, y grados de membresía cercanos a cero (0) indican una pertenencia débil a dicho conjunto [12]. Dos funciones de membresía muy usadas son las trapezoidales y las triangulares, mostradas en las figuras 2.11 y 2.12, respectivamente.



**Figura 2.11:** Función de membresía trapezoidales.



**Figura 2.12:** Función de membresía triangulares.

#### 2.4.1.2. Conceptos Básicos sobre Modelos Difusos.

Un modelo lógico - difuso, también llamado “modelo basado en reglas”, “modelo basado en conocimientos”, o “modelo difuso”, consta fundamentalmente de una base de conocimientos, conformada por un conjunto de reglas del tipo Si-Entonces con proposiciones imprecisas expresadas en lenguaje natural, y de un mecanismo de inferencia que permite obtener una conclusión a partir de una entrada determinada. Las reglas permiten establecer las relaciones entre las diferentes variables de entrada, para generar ciertas conclusiones [12]. Cada una de las reglas de la base de conocimientos esta caracterizada por una parte “Si”, llamada el antecedente, y una parte “Entonces”, llamada el consecuente. El antecedente de una regla contiene un conjunto de condiciones, y el consecuente contiene una conclusión.

Cada regla opera de la siguiente forma: si las condiciones del antecedente son satisfechas, entonces la conclusión del consecuente es aplicada. Para un modelo difuso, las

variables incluidas en el antecedente corresponden a las entradas del sistema, y las variables incluidas en el consecuente corresponden a las salidas del sistema [13]. Las condiciones contenidas en el antecedente y en las conclusiones del consecuente de las reglas consisten en proposiciones de la forma  $F$  es  $X_0$ , donde  $F$  es una variable y  $X_0$  es un conjunto difuso definido sobre el universo de discurso de la variable  $F$ .

Así, un modelo difuso es, básicamente, la representación de las características de un sistema basado en la teoría de conjuntos difusos. Los sistemas difusos se caracterizan porque se basan en el concepto de la codificación difusa de la información, de tal manera que operan con conjuntos difusos y no con valores numéricos, siendo estos conjuntos difusos más poderosos que los valores numéricos en cuanto a la representación de la información [5,12].

#### **2.4.1.3. Mecanismo de Razonamiento o Inferencia.**

Un mecanismo de razonamiento o inferencia puede ser definido como el proceso de obtener un conjunto de valores difusos para las variables de salida de un sistema, a partir de un conjunto de valores difusos de las variables de entrada. Este proceso de inferencia es aplicado sobre la base de conocimientos del sistema difuso [5].

El método de razonamiento mas conocido es el propuesto por Mamdani, el cual consiste en que para obtener la salida de un modelo difuso se superponen las salidas de cada una de las reglas que componen el modelo para una entrada determinada [1].

Cada regla de la forma Si  $U$  es  $B_i$  entonces  $V$  es  $D_i$  es expresada como una relación de los conjuntos difuso  $R_i$ , la cual es interpretada como una intersección  $B_i$  y  $D_i$ :

$$R_i = B_i \cap D_i$$

(2.10)

En donde  $R_i$  es definida sobre el espacio del producto Cartesiano  $X \times Y$ , y tiene como función de membresía:

$$\mu_{R_i}(x, y) = \mu_{B_i}(x) \wedge \mu_{D_i}(x) \tag{2.11}$$

Según el método propuesto por Mamdani, la agregación de las salidas para cada regla se lleva a cabo mediante la unión de las relaciones difusas individuales, es decir:

$$R = \bigcup_{i=1}^m R_i$$

(2.12)

De esta manera, la función de membresía del conjunto difuso  $R$  esta dada por la siguiente expresión:

$$\mu_R(x, y) = \bigvee_{i=1}^m \mu_{R_i}(x, y)$$

(2.13)

Dado un conjunto difuso A de entrada, la función de membresía del conjunto difuso de salida  $F$  es:

$$\mu_F(y) = \bigvee_{i=1}^m \left| \tau_i \wedge \mu_{D_i}(y) \right| \tag{2.14}$$

Donde:

$$\tau_i = V_x(\mu_A(x) \wedge \mu_B(x)) \quad (2.15)$$

$\tau_i$  es llamado el grado de disparo, o la fuerza del disparo de la *i-ésima* regla, y es una medida de la relevancia de la misma.

#### **2.4.1.4. Mecanismo de fusificación.**

Generalmente, los valores de las variables de entrada a un modelo difuso provienen de procesos que generan valores puntuales (numéricos); debido a que los modelos difusos reciben como entradas conjuntos difusos, dichos valores puntuales deben ser transformados en conjuntos difusos, representados mediante una función de membresía. A este proceso se le conoce como proceso de fusificación. Dado un puntual  $x^* \in X$ , el mecanismo de fusificación consiste en crear un conjunto difuso A, cuya función de membresía sea tal que para cualquier  $x \in X$  su valor sea cero, excepto para el valor  $x^*$ , donde tome el valor de 1.

Esta forma de fusificar el valor de la entrada simplifica el cálculo del grado de disparo  $\tau_i$  de cada regla del modelo difuso. En el caso del modelo SISO (Una Entrada, Una Salida) el grado de disparo se puede expresar como:

$$\tau_i = \mu_{B_i}(x^*)$$

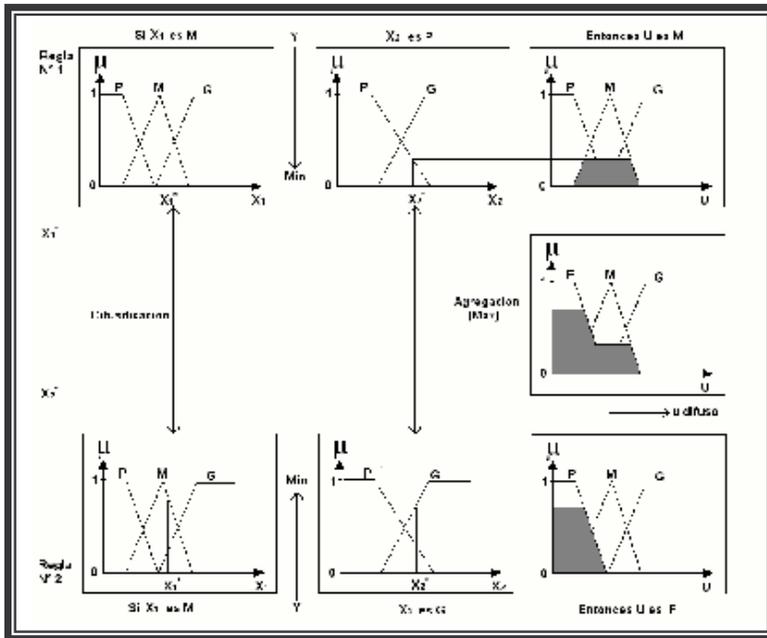
(2.16)

Para los modelos MISO (Múltiples Entradas, Una Salida), al aplicar el proceso de fusificación el valor del grado de disparo se obtiene de una forma sencilla, como se muestra en la siguiente expresión:

$$\tau_i = \mu_{B_{i1}}(x_1^*) \wedge \dots \wedge \mu_{B_{ir}}(x_r^*)$$

(2.17)

Una ilustración de la aplicación del algoritmo de inferencia para modelos MISO se presenta en la figura 2.13.



**Figura 2.13:** Mecanismo de Inferencia tipo Mamdani aplicado a Modelos MISO con Difusificación

#### 2.4.1.5. Mecanismo de Desfusicación.

Generalmente, la salida difusa  $F$  de un modelo lingüístico no puede ser usada directamente en la práctica o en el mundo real, por lo cual es necesario someter a dicha salida difusa a un proceso que permita obtener un valor puntual de la variable de salida. Para obtener un valor ordinario o puntual de la salida nos encontramos con el problema de seleccionar un elemento  $y^*$  del universo  $Y$  que sea el más representativo del conjunto difuso  $F$ . Este proceso de seleccionar un elemento de un conjunto ordinario, basado en el conocimiento de que el valor difuso de la salida  $V$  es  $F$ , es llamado desfusicación.

Existen varios métodos para obtener el valor puntual más representativo del conjunto difuso de salida  $F$ . Un método de desfusicación básico corrientemente usado es el

llamado método de Desfusificación Basado en la Distribución de Desfusificación básica, o BADD por sus siglas en inglés. Considerando que se tiene la función de membresía del conjunto difuso  $F$  para el universo de discurso discreto del método  $Y = y_1, y_2, \dots, y_n$ , dada por  $\mu_F(y_i) = w_i$  para  $i = 1, 2, \dots, n$ . La expresión BADD para obtener un valor  $y^*$  representativo del conjunto difuso  $F$  esta dada por:

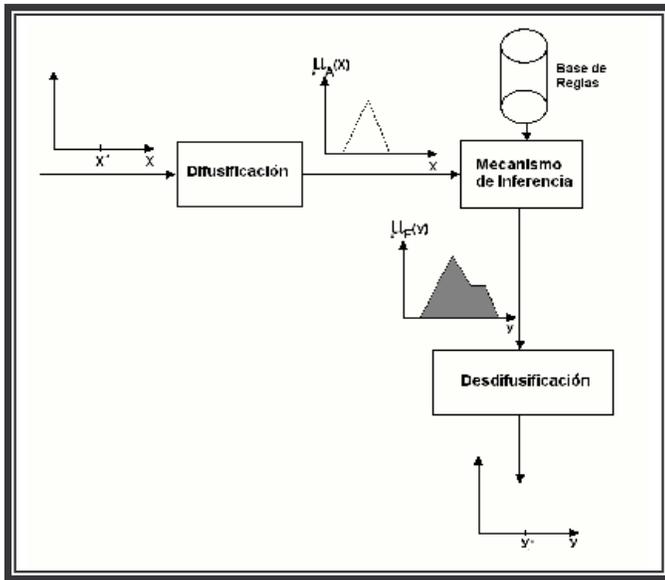
$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n w_i^\alpha y_i}{\sum_{i=1}^n w_i^\alpha} \quad (2.18)$$

Como se puede apreciar, este método posee un parámetro, denotado por  $\alpha$ . Si se toma  $\alpha = 1$ , este método se llama Método del Centro de Área o Centroide; si se toma a  $\alpha \rightarrow \infty$  recibe el nombre de Método de la Media del Máximo.

De esta forma, la expresión para el valor puntual  $y^*$  según el método del Centro de Área, esta dada por:

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n w_i y_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (2.19)$$

En la figura 2.14 se muestra la aplicación de los mecanismos de fusificación y desfusificación en un modelo lingüístico.



**Figura 2.14:** Mecanismo de Inferencia con Desfusificación.

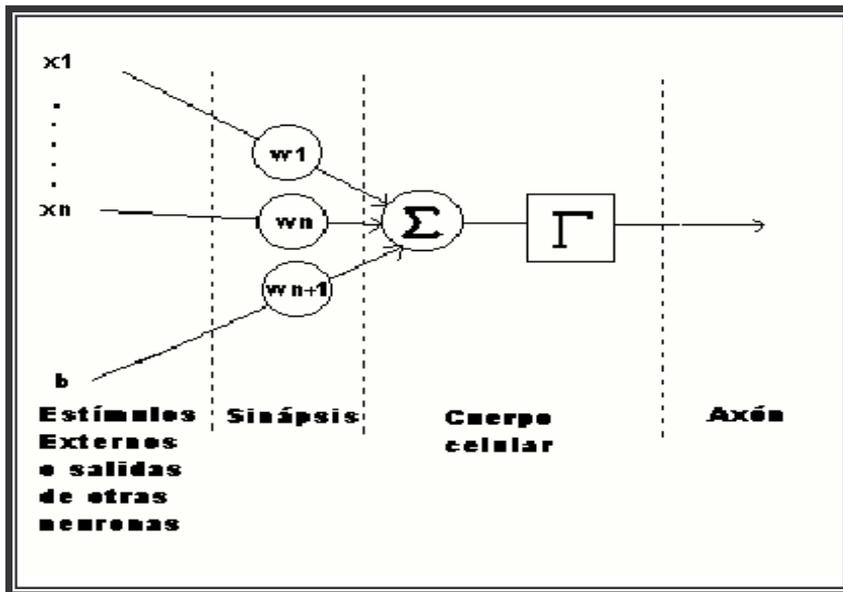
## 2.5 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las redes neuronales artificiales tratan de emular el funcionamiento de las redes neuronales biológicas, y para esto se usan modelos artificiales de las neuronas biológicas. En la figura 2.15 se muestra el modelo de una neurona artificial, en el cual se tiene un conjunto de entradas provenientes de otras neuronas, o de un estímulo externo, un conjunto de pesos consistentes en valores numéricos, que representan las intensidades de las interconexiones sinápticas entre las neuronas que proporcionan las entradas a esta neurona y las dendritas de la neurona.

El cuerpo celular en este modelo es emulado por una sumatoria, la cual acumula las señales provenientes de las sinapsis; el cambio de estado de la neurona, inhibitorio a

excitatorio, es determinado por una función no lineal, denotada por  $G$ , llamada función de activación.

El axón del modelo de la neurona se encuentra a la salida de la función de activación, el cual es el encargado de transmitir la salida de la neurona en estado de excitación a otras neuronas [12,14].



**Figura 2.15:** Neurona Artificial

Las redes neuronales artificiales, conformadas por la interconexión entre las estructuras artificiales que tratan de emular el funcionamiento de las neuronas biológicas, han logrado emular muchas de las características de las redes neuronales biológicas, entre las cuales están [12]:

- Capacidad de aprendizaje a partir de datos.
- Adaptación a los cambios, generando nuevos comportamientos ante situaciones desconocidas.

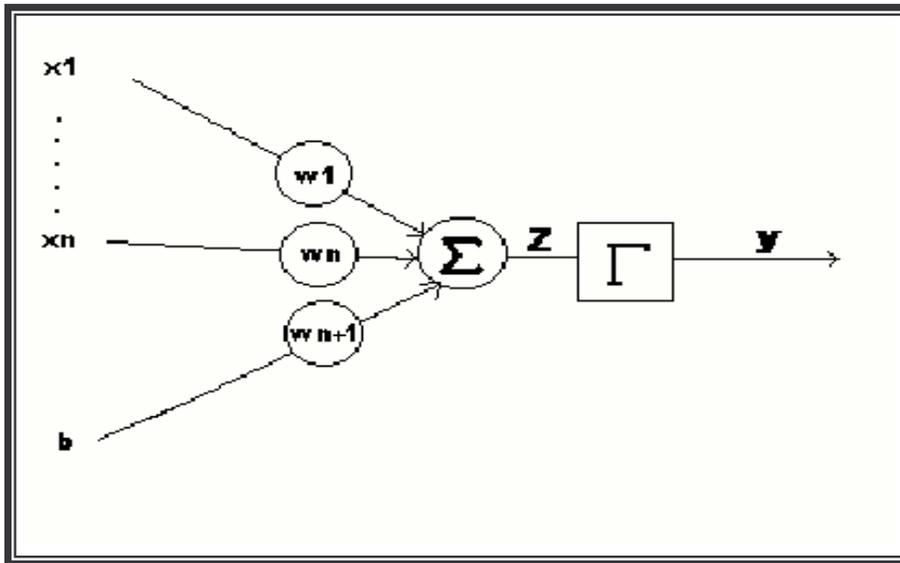
- Generalización de la información recibida como entrada, lo cual le permite procesar información con ruido.
- Paralelismo, logrado mediante el trabajo conjunto de las neuronas que conforman la red.

La salida de una neurona artificial, mostrada en la figura 2.16, viene dada por la siguiente ecuación matemática:

$$y = \Gamma(Z) \tag{2.20}$$

$$Z = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1} b \tag{2.21}$$

En donde  $x_i$  representa las señales de entrada,  $w_i$  representa los pesos sinápticos de la neurona y  $b$  es el umbral, sesgo neuronal, o la predisposición a la inhibición, que tiene la neurona.



**Figura 2.16:** Salida de una Neurona Artificial.

Para simplificar las ecuaciones anteriores se usan expresiones vectoriales para los pesos y las señales de entrada, quedando de la siguiente forma:

$$y = \Gamma(Z)$$

$$Z = W^T X$$

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} w_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ w_n \\ w_{n+1} \end{bmatrix}$$

La función no lineal  $y = \Gamma(Z)$ , llamada función de activación, es la que determina si la neurona entra en estado inhibitorio o excitatorio, según la acumulación de las sinapsis dada por  $Z$ .

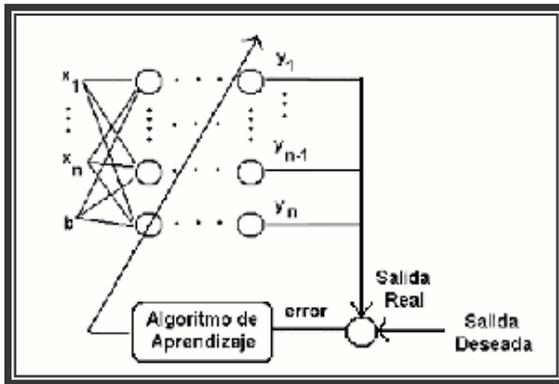
### **2.5.1. Proceso de Aprendizaje o Entrenamiento.**

El proceso de aprendizaje es definido como la capacidad para adquirir nuevas habilidades a partir de la experiencia, y en las Redes Neuronales Artificiales consiste en la modificación de los pesos sinápticos para lograr que la salida de la red ante un conjunto de entradas sea la deseada.

Los métodos usados para fijar los pesos sinápticos, de manera que la salida de la red sea la deseada, se denominan algoritmos de aprendizaje. Estos algoritmos de aprendizaje constituyen la resolución de problemas de optimización, ya que tienen como objetivo encontrar los pesos que minimicen el error entre la salida deseada y la producida por la red [12].

#### **Aprendizaje Supervisado.**

En este caso, durante el proceso de entrenamiento se presenta una serie de patrones de entrada/salida, que le indican a la red cual debería ser la salida ante una entrada determinada. En base al valor de salida deseado, se modifican los pesos sinápticos de tal manera que la salida producida por la red sea aproximada a este.



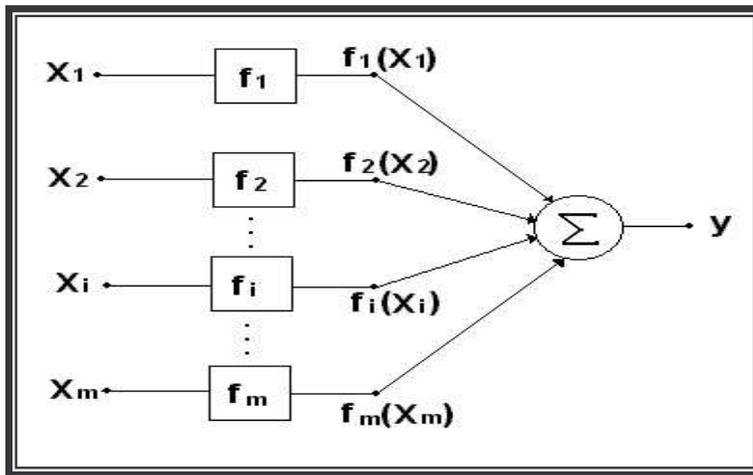
**Figura 2.17:** Aprendizaje Supervisado.

En este tipo de aprendizaje, la reducción del error se hace gradualmente, para lo cual se presenta un patrón de entrada y se calcula la diferencia entre la salida de la red y la salida deseada; en base a esta diferencia y a los valores de los pesos sinápticos en el instante anterior, se calculan los valores de los nuevos pesos que reduzcan el error. Este procedimiento se aplica de la misma manera para cada uno de los patrones de entrenamiento en forma secuencial.

## 2.6 MODELOS NEO-DIFUSOS

Los modelos neo-difusos tienen como elemento principal a las neuronas difusas. La estructura de la neurona difusa se muestra en la Figura 2.18. En ésta, los pesos sinápticos no son constantes sino funciones no lineales de las entradas, representadas por modelos lógico-difusos basados en una colección de reglas de la forma Si - Entonces que usan un razonamiento aproximado en el proceso de inferencia. Esta estructura no posee una función

de activación, sino un punto de suma que genera la salida al agregar las salidas de los modelos lógico - difusos para cada entrada [13].



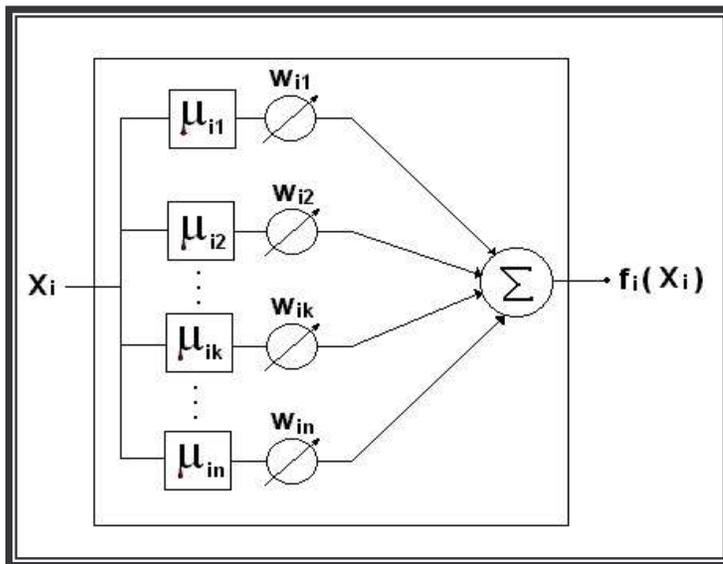
**Figura 2.18:** Neurona Difusa

El espacio de cada una de las variables de entrada es dividido en varios segmentos que conformarán los subconjuntos difusos de cada variable, a los cuales son asignados valores lingüísticos. Cada uno de los segmentos es caracterizado por una función de membresía. El conjunto de reglas, que conforman la base de conocimiento de cada modelo lógico – difuso es representado en forma general por:

Si la señal de entrada  $x_i$  está incluida en el segmento difuso  $k$ , entonces el peso sináptico de salida es  $w_{ik}$ .

En estas reglas, el consecuente es un valor constante  $W_{ik}$  con función de membresía igual a uno (1) para el valor  $W_{ik}$ , y cero (0) para cualquier otro valor.

La sinapsis de salida de cada modelo lógico – difuso es obtenida mediante un mecanismo de inferencia con fusificación y defusificación [13], y está dada en forma general como se muestra en la Figura 2.19.



**Figura 2.19:** Sinapsis de la ND.

El proceso de entrenamiento consiste en la presentación de cada uno de los patrones, y ajustar los pesos de las sinapsis, denotados por  $w_{ik}$ . Cada valor puntual de una señal de entrada activa solo dos reglas, tal como se observará mas adelante, lo cual indica que al aplicar el proceso de inferencia en cada modelo difuso, los pesos constantes de cada

sinapsis que influyen en la salida son uno o dos, y estos son los que se deben modificar para lograr la salida deseada. El ajuste de estos pesos se hace cada vez que se presenta un patrón de entrenamiento, según la ecuación (2.22).

De esta manera, el aprendizaje para una neurona difusa consiste en modificar uno o dos pesos de cada sinapsis, correspondiente a las reglas activadas ante una entrada específica, hasta lograr la salida deseada.

$$W_{ik}(T+1) = w_{ik}(T) + \Delta w_{ik}(T) \quad (2.22)$$

$$\Delta w_{ik} = -\alpha \frac{\partial E_j}{\partial w_{ik}} = -\alpha \frac{\partial E_j}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial f_i(x_{ij})} \frac{\partial f_i(x_{ij})}{\partial w_{ik}} = -\alpha (y_j - y_d^j) \mu_k(x_{ij}) \quad (2.23)$$

La salida de la neurona difusa,  $y$ , viene dada por la siguiente ecuación:

$$y = f_1(x_1) + f_2(x_2) \dots + f_m(x_m) = \sum_{i=1}^m f_i(x_i) \quad (2.24)$$

## 2.7. SISTEMA CLASIFICADOR DIFUSO.

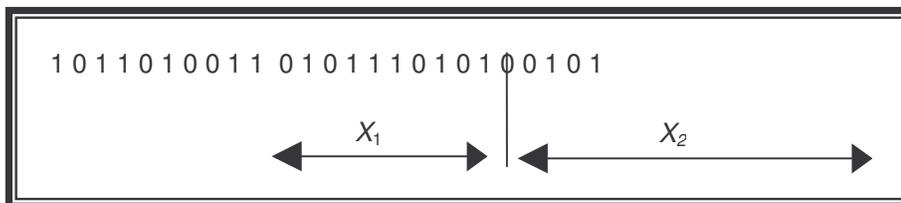
Un Sistema Clasificador Difuso (SCD) es un sistema cuyas reglas están basados en la teoría de LD, el cual integra los mismos elementos de un SC, pero trabajando en un marco difuso [36]. En un SCD las reglas son difusas, es decir, los elementos “antecedente” y “consecuente” tienen características difusas. De esta manera, la activación de una regla se logra cuando se verifica el cumplimiento de las instancias en su “antecedente” para los valores de las variables difusas que provienen del ambiente.

Para desarrollar un clasificador difuso basta, en muchos de los casos, utilizar alguna de las funciones de similitud ya establecidas, tales como la función triangular o la trapezoidal, es decir, no es necesario concebir una nueva función de pertenencia difusa. El esfuerzo se enfoca entonces en conocer los datos de entrada, y con base en la experiencia que se tenga, saber cuál es la más apropiada para clasificar.

## **2.8. ALGORITMOS GENÉTICOS.**

Los Algoritmos Genéticos (“AG”) son un método de búsqueda global estocástica que imita la metáfora de la evolución biológica natural. Los AG operan sobre una población de soluciones potenciales, aplicando el principio de supervivencia del más apto para reproducirse, con la esperanza de mejorar la proximidad a la solución del problema. Cada generación, una nueva aproximación, es creada por el proceso de selección individual, acorde a su nivel de adaptación en el dominio del problema, apareándose entre ellos utilizando operadores tomados de la genética natural.

Los individuos son codificados como cadenas, *cromosomas*, compuestos por algún alfabeto. La representación más utilizada en los AG es el alfabeto binario {0, 1}, otra representación también puede ser utilizada, como por ejemplo, enteros, valores numéricos reales, etc. Por ejemplo, en la figura 2.20, un problema con dos variables,  $x_1$  y  $x_2$ , puede ser formado dentro de la estructura del cromosoma de la siguiente manera:



**Figura 2.20** Estructura de un Individuo.

Donde  $x_1$  está representado con 10 bits y  $x_2$  con 15 bits, posiblemente reflejando el nivel de precisión o el rango de la variable de decisión individual. Si examinamos la cadena de bits que conforman al cromosoma de manera aislada, no proporciona ninguna información acerca del problema que tratamos de resolver. Esto se logra solo con la decodificación del cromosoma, que especifica el significado que puede ser aplicado a la representación. Para cada individuo de una población, es necesario determinar su desempeño. Esto es hecho a través de la función objetivo, la cual caracteriza el desempeño de un individuo en función del problema a

resolver. En el mundo natural, esta sería la habilidad de un individuo para sobrevivir en su medio ambiente. Así, la función objetivo establece las bases para la selección de pares de individuos que serán apareados durante la reproducción.

Durante la fase de reproducción, a cada individuo se le es asignado un valor de aptitud, derivado de la medida de su desempeño dado por la función objetivo. Este valor es utilizado en la selección con la idea de conseguir más individuos capaces. Los individuos altamente capacitados, relativos a la población entera, tienen una alta probabilidad de ser seleccionados para aparearse, a diferencia de los individuos menos capaces, los cuales tienen una baja probabilidad de ser seleccionados.

Una vez que a los individuos se les halla sido asignado una aptitud, pueden ser seleccionados de la población, con una probabilidad acorde a su aptitud relativa, y recombinados o cruzados para producir la siguiente generación. Los operadores genéticos manipulan los caracteres (genes) del cromosoma directamente, utilizando la asunción de que ciertos códigos de genes del individuo, en promedio, producen mejores individuos. El operador de cruce es utilizado para intercambiar información genética entre parejas, o grupos más grandes de individuos. El operador de cruce más sencillo, es como su nombre lo indica, el de cruce de punto sencillo. Consideremos dos cadenas binarias de padres:

$$P_1 = 10010110, \text{ y } P_2 = 10111000.$$

Si una posición entera,  $i$ , es seleccionada uniformemente al azar entre 1 y la longitud de la cadena,  $l$ , menos uno  $[1, l-1]$ , la información genética es intercambiada entre los individuos alrededor de este punto, entonces dos nuevas cadenas de hijos son producidas. Los dos hijos formados a continuación son producidos cuando el punto de cruce es de  $i = 5$ ,

$$O_1 = 10010000, \text{ y } O_2 = 10111110.$$

Esta operación de cruce no es necesariamente ejecutada en todas las cadenas de la población. De hecho, ésta es aplicada con una probabilidad  $P_c$  cuando los pares son seleccionados para aparearse.

Otro operador genético, llamado mutación, es posible también de aplicar a los cromosomas, con una probabilidad,  $P_m$ . La mutación causa la representación genética individual a ser cambiada acorde a una regla probabilística. En el caso de la representación de cadenas binarias, la mutación causará que un bit cambie su estado, es decir, de 0 a 1 o de 1 a 0. Por ejemplo, si mutamos el cuarto bit de  $O_1$  esto nos lleva a una nueva cadena,

$$O_{1m} = 10000000.$$

La mutación es generalmente considerada como un operador de resguardo que asegura que la probabilidad de búsqueda en un particular sub-espacio del espacio del problema, nunca sea cero.

Después de la aplicación de los operadores genéticos, los nuevos individuos son evaluados usando la función objetivo, un valor de aptitud es asignado nuevamente a cada individuo, y seleccionados los mejores para así continuar el proceso hasta un determinado número de generaciones. De esta manera, el promedio de desempeño individual se espera que se incremente, preservando a aquellos individuos mejores y muriendo los de menor desempeño. El AG termina cuando algún criterio predeterminado sea satisfecho, como por ejemplo cierto número de generaciones, una media de desviación en la población, o cuando un punto en particular es encontrado en el espacio de búsqueda [33].

La función objetivo es utilizada para proveer una medida de cómo el individuo se ha desempeñado en el dominio del problema. En el caso de minimización de un problema, el individuo más capaz será el que tenga el valor numérico más pequeño asociado con la función objetivo.

Después de haber decidido acerca de cómo será codificada la población inicial, el siguiente paso en los AG es tomar una decisión de cómo seleccionar los individuos de la población que intercambiarán material genético para producir hijos en la siguiente generación, y cuantas de estas serán formadas. El propósito de la selección es, por supuesto, enfatizar los individuos más capaces en la población esperando que sus hijos tengan una aptitud mejor que la de ellos como padres.

La selección tiene que ser balanceada con respecto a los operadores de genéticos (balance explotación/exploración): una selección muy fuerte, exigente, puede significar que individuos sub-óptimos altamente capacitados tomen el dominio sobre la población, reduciendo la diversidad que se necesita para promover cambios y progreso; una selección muy débil, poco exigente, trae como consecuencia una evolución muy lenta.

# Capítulo 3

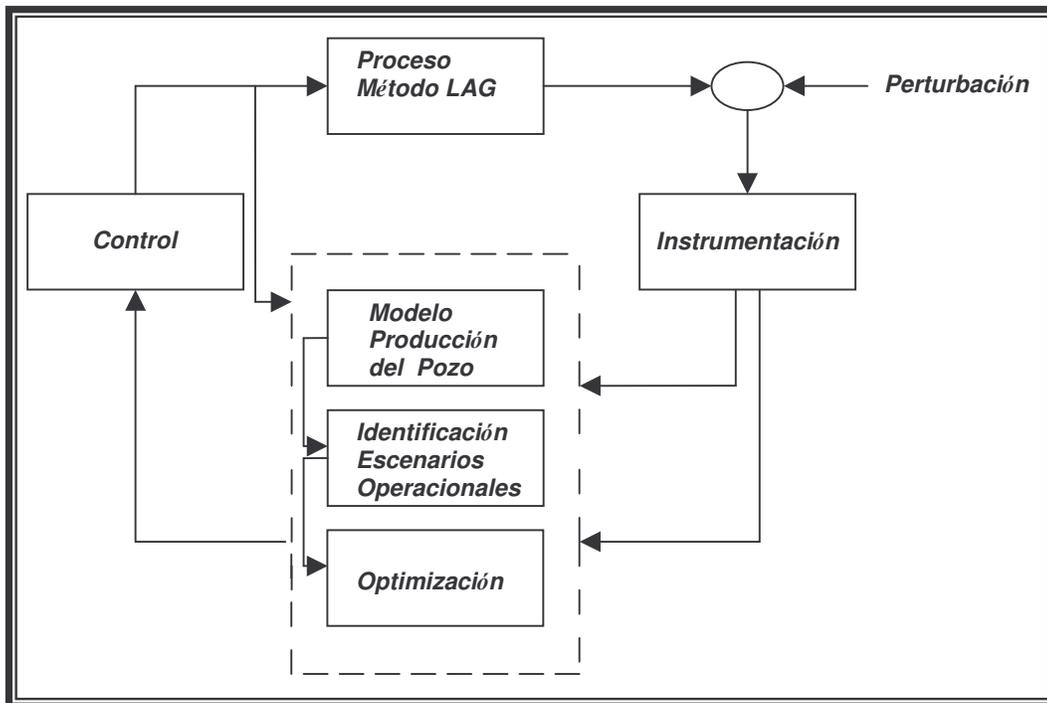
## MARCO METODOLOGICO

En este trabajo se propone un esquema de Supervisión Inteligente a nivel de cabezal de pozo, con capacidad de medir, controlar e identificar el proceso de Levantamiento Artificial por Gas (“LAG”) en sus respectivos estados operacionales, partiendo de la estimación de su propia producción, de sus presiones de fondo, y de la detección de escenarios operacionales que puedan impactar en su desempeño como pozo productor de petróleo. De esta manera, se le dota al pozo con capacidades de auto-diagnóstico (supervisa el comportamiento de su infraestructura subsuelo/superficie, vigila la inyección de gas, entre otras cosas).

Nuestro esquema de Supervisión Inteligente requiere de un conjunto de pasos que son mostrados en la Figura 3.1. Dicho esquema de Supervisión Inteligente a nivel de cabezal del pozo confiere capacidades de medir, controlar, diagnosticar, identificar y optimizar el proceso LAG, en sus

respectivos estados operacionales. El esquema de supervisión está compuesto por la fase de generación del modelo del pozo, utilizando técnicas de Balance de Masa y Energía; la fase de identificación del Escenario Operacional, usando técnicas neo-difusas; y la fase de optimización del proceso productivo para el escenario identificado, usando técnicas evolutivas, basado en restricciones de proceso y costo operacional de producción [2]. Además, tiene una instrumentación que le permite supervisar las variables de inyección y producción bajo el esquema presentado en el capítulo II (sección 2.2, figura 2.5); y un esquema de control (no desarrollado en este trabajo) aplicado a la tasa de inyección de gas a través de la técnica de control PID.

A continuación se describen las fases del esquema de supervisión inteligente desarrolladas en este trabajo.



**Figura 3.1:** Esquema del Sistema de Supervisión Inteligente para pozos LAG.

### 3.1. FASES DEL PROCESOS DE SUPERVISION

#### 3.1.1. Primera Fase: Generación del Modelo de Producción del Pozo.

Para obtener el Modelo de Producción de un Pozo a nivel de campo, se proponen dos etapas, de las cuales se obtendrá la curva de producción del pozo. Básicamente, las etapas propuestas para la construcción del modelo consisten en cotejar el perfil de presiones desde el cabezal hasta la ( $P_{wf}$ ) en el fondo del pozo, y determinar con ella la capacidad actual de producción ( $Q_{prod}$ ) que exhibe el pozo a través de la tasa de inyección de gas ( $Q_{iny}$ ).

##### 3.1.1.1. Primera Etapa: Caracterización del Yacimiento.

Consiste en la identificación de la capacidad de aporte del yacimiento hacia el pozo en un momento dado de su vida productiva, basado en la permeabilidad efectiva, aumento de la viscosidad del crudo a medida que se vaporizan sus fracciones livianas, aumento progresivo de la saturación de gas en el área de drenaje a medida que se agota la energía del yacimiento, como también en las propiedades físicas del fluido (Gravedad del crudo, Corte de agua, Presión de fondo, Relación Gas-Líquido). Todo esto permite determinar la vida fluyente de un pozo, y realizar el diseño del sistema de levantamiento artificial, tal como se explico en la sección 2.1.1 del capítulo anterior (ver ecuaciones desde la 2.1 a la 2.9).

### **3.1.1.2. Segunda Etapa: Curva de Producción del Pozo.**

Esta etapa permite correlacionar variables de yacimiento, de producción, y registros de presión, en toda la completación (fondo y superficie), de tal manera de estimar la producción del pozo a través de técnicas basadas en Balance de Masa y Energía. Para tal fin, se utiliza el Método denominado Análisis Nodal [10,29]. Este método se basa en la pérdida de energía a lo largo del sistema de producción debido a las características de los fluidos producidos, las cuales se cuantifican a través de un balance de energía entre la capacidad de aporte del yacimiento y su transporte hasta la superficie del pozo. De esta manera, se debe describir el sistema de producción haciendo énfasis en el balance de energía requerido entre el yacimiento y la infraestructura instalada (válvulas, tubería de producción, entre otros), para así poder establecer la capacidad de producción real del pozo. Esto se hace usando las variables de yacimiento, de producción, y la curva de gradiente de presión correspondiente a sus condiciones reales de producción [10].

Para su cálculo, se debe elegir un nodo (punto de implementación del balance de energía) en cualquier lugar del sistema de producción. Posteriormente de elegido el nodo, se determinan las presiones con la cual el yacimiento entregará la tasa de producción a la

entrada y salida del nodo. Estas relaciones presión y tasa de producción se denominan “*Curva Oferta de energía del yacimiento*”, aguas abajo del nodo, y “*Curva Demanda de energía de la instalación en superficie*”, aguas arriba del nodo. Finalmente, a diferentes intersecciones de dichas curvas se obtienen los caudales de producción de crudo y gas del pozo a modelar, como se describe en el capítulo 2, sección 2.3, Figura 2.10.

Así, un simple modelo de gas por levantamiento artificial es propuesto: la “*Oferta*” de crudo y gas del reservorio es modelado por el uso del índice de productividad (relación existente entre la tasa de producción ( $Q_{prod}$ ) y el diferencial entre la presión del yacimiento ( $P_{ws}$ ) y la presión fluvente en el fondo del pozo ( $P_{wf}$ )). Para tal fin se usa la ecuación (3.1), que determina la capacidad de aporte del yacimiento petrolífero. Esta ecuación representa una foto instantánea de la capacidad de aporte del yacimiento hacia el pozo, en un momento dado de su vida productividad.

Es normal que dicha capacidad disminuya a través del tiempo, por reducción de la permeabilidad en las cercanías del pozo, y por el aumento de la viscosidad del crudo a medida que se vaporizan sus fracciones livianas. Esta ecuación se considera, en lo sucesivo, como la curva de oferta de energía, o afluencia de fluidos, que el yacimiento entrega al pozo ( $P_{wf}$  vs  $Q_{prod}$ ).

$$P_{wf} = P_{ws} * \left[ \left( 1,266 - \frac{1,25 * Q_{prod}}{Q_o} \right)^{0,5} - 0,125 \right] \quad (3.1)$$

Donde,  $Q_o$  representa una tasa de producción base, la cual es determinada a través de pruebas de núcleo de yacimiento.

En cuanto a la “*demanda*”, se inyecta gas a determinada profundidad para reducir el peso de la columna, disminuyendo la presión de fondo en el pozo, permitiendo establecer una determinada tasa de producción en la que la capacidad de aporte de fluidos del yacimiento se iguala a la capacidad de extracción de fluidos del pozo. En tal sentido, para inyectar gas se asume que la presión a nivel de la válvula de inyección de fondo ubicada en el revestidor debe ser mayor que la presión en el espacio de la tubería de producción en el punto de inyección ( $P_{g,iny} > P_{T,iny}$ ), con el fin de asegurar un desplazamiento del gas a la tubería de producción. Esto es descrito por las siguientes restricciones:

$$Q_{iny} = \begin{cases} c\sqrt{\rho_g (P_{g,iny} - P_{T,iny})} & \text{si } P_{g,iny} > P_{T,iny} \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases} \quad (3.2)$$

Donde:

$P_{g,iny}$  = Presión de Gas de Inyección a la Válvula.

$P_{T,iny}$  = Presión de la Tubería de Producción en el Punto de Inyección.

$\rho_g$  = Densidad del Gas.

$c$  = Constante relacionada con la característica de la válvula.

$Q_{iny}$  = Tasa de Inyección de Gas.

Para el modelo, se asume el nodo en la válvula de inyección de gas, con el fin de determinar la capacidad de producción del sistema de levantamiento. Evidentemente, la selección de la posición del nodo es importante, ya que a pesar que la misma no modifica la capacidad de producción del sistema, si interviene en la complejidad del cálculo para determinar dicha producción [29].

Así, la producción del sistema responde a un balance de energía en forma de presión entre la capacidad de aporte de energía del yacimiento y la demanda de energía de la instalación [10,29], la cual se expresa de la siguiente forma en el nodo:

$$\text{Presión de llegada al nodo: } P_{válvula( oferta)} = P_{ws} - \Delta P_y$$

$$\text{Presión de salida del nodo: } P_{válvula( demanda)} = P_{thp} - \Delta P_p$$

Donde:

$$\Delta P_y = P_{ws} - P_{wf} \text{ (Caída de Presión en el Yacimiento)}$$

$$\Delta P_p = P_{thp} - P_{T,iny} \text{ (Caída de Presión en el Pozo)}$$

$$Q_{iny} = C_{iv} \sqrt{\rho_{g,iny} (P_{g,iny} - P_{thp} + P_{wf})} \quad (3.3)$$

De (3.1), (3.2) y (3.3) se obtiene el modelo matemático que describe el comportamiento de un pozo por levantamiento artificial por gas.

$$Q_{prod} = \frac{Q_o * \left( \left( \frac{P_{thp} + P_{g,iny} - ((Q_{iny} / C_{iv})^2) / \rho_g}{P_{ws}} + 0,125 \right)^2 - 1,266 \right)}{1,25} \quad (3.4)$$

### 3.1.2. Segunda Fase: Identificación de Escenarios Operacionales.

Esta fase determina el escenario operacional del pozo por levantamiento artificial, a partir del valor de sus variables. Dichos escenarios operaciones pueden ser:

- Escenario Operacional SubInyectado: Se presenta cuando el pozo genera baja producción, debido a que recibe gas con baja presión, generado porque existe un hueco en la tubería, válvula de inyección en mal estado, o existe un problema en la formación productora.
- Escenario Operacional Normal: Se presenta cuando el pozo genera la mayor producción con la tasa mínima de inyección de gas.
- Escenario Operacional SobreInyectado: Se identifica cuando el pozo presenta baja producción, debido a que recibe gas con alta presión, generado por el aumento del corte de agua (genera aumento en el peso de la columna de fluido en la tubería de

producción, requiriendo mayor cantidad de gas para levantar el fluido hasta el cabezal del pozo).

Para ello, se propone un sistema clasificador basado en las variables a nivel del yacimiento (la presión de fondo), a nivel de cabezal (la presión del revestidor), y el flujo de gas de levantamiento. Dichas variables garantizan obtener el escenario operacional, ya que están relacionadas con el balance de energía aplicado en la fase anterior, a nivel de fondo como de superficie.

Para diseñar el sistema clasificador difuso (ver sección 2.7), hay que determinar el conjunto de variables difusas y las reglas que permitirán hacer el análisis de los pozos LAG. Las variables difusas son: Presión del Revestidor, Presión de Fondo, y Escenario Operacional. La tabla 3.1 indica las variables de entrada (antecedente) y salida (consecuente) de las reglas, y sus conjuntos difusos.

**Tabla 3.1:** Variables y Conjunto Difusos.

<b>Tipo de Variable</b>	<b>Variables Difusas</b>	<b>Conjunto Difuso</b>
Variables de Entrada	Presión del Revestidor	Bajo, Medio, Alto
	Presión de Fondo	Bajo, Medio, Alto
Variable de Salida	Escenario Operacional	SubInyectado, Normal, SobreInyectado

Seguidamente, se describen las reglas del clasificador difuso para identificar los escenarios operacionales:

1. Si (Presión Fondo Bajo) y (Presión Revestidor Bajo) entonces (Escenario Operacional Normal),
2. Si (Presión Fondo Bajo) y (Presión Revestidor Medio) entonces (Escenario Operacional Normal),
3. Si (Presión Fondo Bajo) y (Presión Revestidor Alto) entonces (Escenario Operacional Sobreinyectado),
4. Si (Presión Fondo Medio) y (Presión Revestidor Bajo) entonces (Escenario Operacional Normal),
5. Si (Presión Fondo Medio) y (Presión Revestidor Medio) entonces (Escenario Operacional Normal),
6. Si (Presión Fondo Medio) y (Presión Revestidor Alto) entonces (Escenario Operacional Normal),
7. Si (Presión Fondo Alto) y (Presión Revestidor Bajo) entonces (Escenario Operacional Subinyectado),

8. Si (Presión Fondo Alto) y (Presión Revestidor Medio) entonces (Escenario Operacional SubInyectado),
9. Si (Presión Fondo Alto) y (Presión Revestidor Alto) entonces (Escenario Operacional SubInyectado).

**Tabla 3.2:** Reglas del Sistema Clasificador Difuso

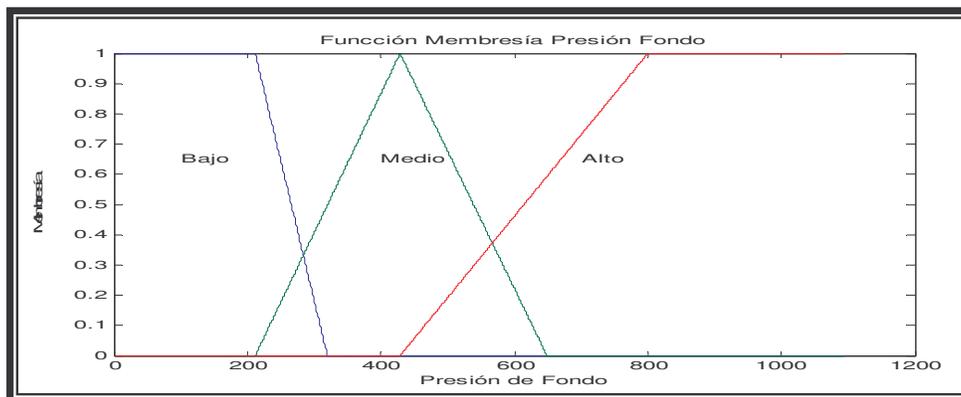
		$P_{wf}$ (psi)		
		<b>Bajo</b>	<b>Medio</b>	<b>Alto</b>
$P_{g,inj}$ (psi)	<b>Bajo</b>	Normal	Normal	SubInyectado
	<b>Medio</b>	Normal	Normal	SubInyectado
	<b>Alto</b>	SobreInyectado	Normal	SubInyectado

Finalmente, se definen las funciones de pertenencia de cada uno de los conjuntos difusos asociados a cada variable difusa. En nuestro caso, hemos utilizados funciones de pertenencia lineales (trapezoidales o triangulares). De igual manera, se establecieron los rangos para cada una de las funciones de membresía (ver Tabla 3.3 y figuras 3.2, 3.3, 3.4).

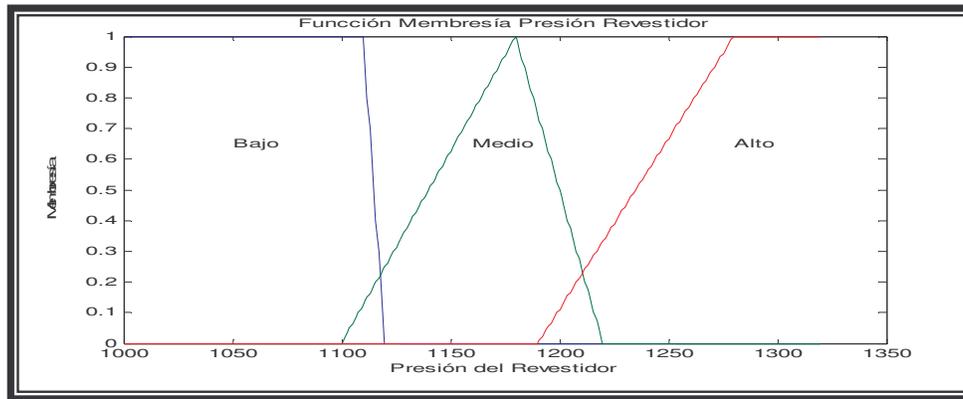
**Tabla 3.3:** Rangos para las funciones membresía

	$P_{g.inj}$ (psi)	$P_{wf}$ (psi)
<b>Bajo</b>	1000-1120	0-300
<b>Medio</b>	1100-1220	200-630
<b>Alto</b>	1190-1320	410-1100

**Entradas:** Presión de Fondo y Presión del Revestidor.



**Figura 3.2:** Función de Membresía Presión de Fondo.

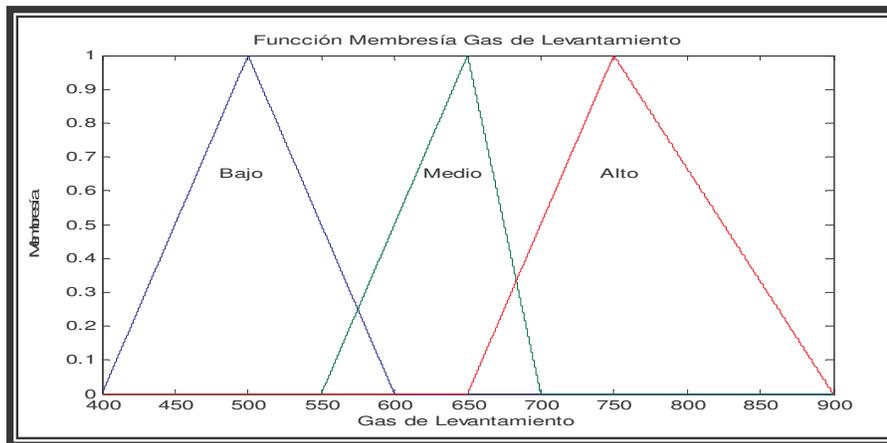


**Figura 3.3:** Función de Membresía Presión del Revestidor.

**Salida:** Escenario Operacional.

**Tabla 3.4:** Rangos para las funciones membresía.

	<b>Escenario Operacional</b>
<b>SubInyectado</b>	400-600
<b>Normal</b>	550-700
<b>SobreInyectado</b>	650-900

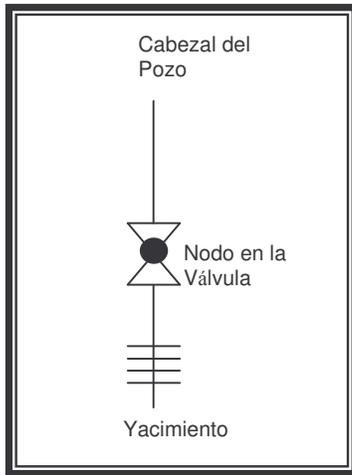


**Figura 3.4:** Función de Membresía Gas de Levantamiento.

### 3.1.3. Tercera Fase: Optimización del Proceso de Producción

El problema de optimización de pozos LAG consiste en *Aumentar la Producción de Petróleo y Minimizar el Flujo de Gas inyectado*, basado en tres variables:  $Q_{prod}$ ,  $Costo$  y  $Q_{iny}$ . Dicho problema de optimización es descrito por la función objetivo de la ecuación (3.5), con las respectivas restricciones del proceso.

La Figura 3.5 ilustra el sistema de está propuesta, un pozo es conectado a un yacimiento y cabezal de pozo a través de una tubería común. La tubería de producción es modelada con los gradientes de presión “*Caída de Presión en el Yacimiento*” y “*Caída de Presión en la Tubería de Producción*”, a través del modelo del pozo presentado en la primera fase. La unión de los gradientes de presión es modelada como un “Nodo a Nivel de la Válvula de Inyección en el Fondo del Pozo”, tal como fue explicado en el capítulo II, sección 2.3.



**Figura 3.5:** Optimización Objetivo a Nivel de la Válvula de Inyección.

Las restricciones están contextualizada en los escenarios operacionales y condiciones de yacimientos, para tal fin se asume que:  $P_{ws}$  es constante, debido a la dinámica lenta del yacimiento;  $P_{wf}$  debe ser menor a la del yacimiento, para que se genere desplazamiento de crudo a la válvula de fondo. Del modelo de pozo se determina la capacidad máxima de producción que puede aportar un yacimiento  $Q_{prod,max}$  y el flujo de gas de levantamiento  $Q_{iny}$ , que a nivel operacional es un recurso limitado y de disponibilidad variable, el cual depende de la asignación de planta de gas. Así se presenta la función objetivos con sus respectivas restricciones:

$$f_1 = (PVPPetról\omega - CostoProducciónCrudo) * Q_{prod} - (CostoCompresiónGas) * Q_{iny}$$

Sujeto a:

$$P_{ws} = Const,$$

$$P_{wf} < P_{ws},$$

$$Q_{prod} \leq Q_{prod,max} \tag{3.5}$$

$$Q_{iny,min} \leq Q_{iny} \leq Q_{iny,max}$$

$$P_{wf,min} \leq P_{wf} \leq P_{wf,max}$$

El *Costo* está definido en función del *Costo Producción Crudo* y el *Costo Compresión Gas*.

Donde:

*PVPPetróleo* = Precio de venta del petróleo en función de barril diario,  
Bs/bl,

*Costo Producción* = Costo de Producción,

*Costo Compresión Gas* = En Bs/Mpcn,

Los intervalos concernientes a las restricciones en la ecuación 3.5 dependen del escenario operacional identificado, los cuales están caracterizados en la siguiente tabla:

**Tabla 3.5:** Rangos de las Variables en las Restricciones

<i>Escenario</i>	$Q_{prod,m}$	$Q_{inj,m}$	$Q_{inj,max}$	$P_{wf,min}$	$P_{wf,max}$
<i>Operacional</i>					
<i>Subinyección</i>	235	291	681	410	1100
<i>Normal</i>	244	682	793	200	630
<i>Sobreinyección</i>	250	764	818	0	300

Dichos rangos serán utilizados por la técnica de optimización a usar, según el escenario operacional identificado en la fase anterior.

# Capítulo 4

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se muestra una posible implementación del sistema supervisor inteligente propuesto en el capítulo anterior para pozos LAG, así como los resultados de las pruebas realizadas para la validación del mismo, usando datos de mediciones provenientes de un pozo LAG de un campo petrolero proveniente de la industria petrolera venezolana. Ese procedimiento se seguiría para cualquier pozo LAG.

### 4.1. PRIMERA FASE: GENERACION DEL MODELO DE PRODUCCION DEL POZO.

La Identificación del modelo matemático del pozo por LAG constituye un paso de relevancia para la operación del sistema de supervisión. Para propósitos de la construcción del modelo matemático del pozo LAG, como se indico en el capítulo anterior, se asume el nodo en la válvula de inyección de gas, con el fin de determinar la capacidad de producción del sistema de levantamiento. En tal sentido, el balance de energía estará expresado por:

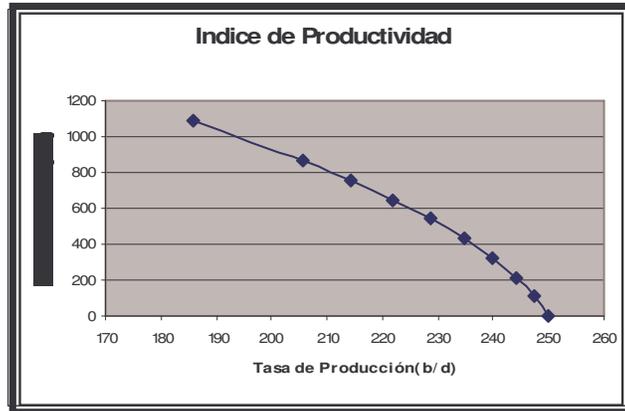
$$\text{Presión de llegada al nodo: } P_{\text{válvula}}(\text{oferta}) = P_{ws} - \Delta P_y$$

$$\text{Presión de salida del nodo: } P_{\text{válvula}}(\text{demanda}) = P_{thp} - \Delta P_p$$

Posteriormente determinamos las presiones con la cual el yacimiento entrega la tasa de producción a la entrada y salida del nodo, la “Oferta” de energía del yacimiento, y la “Demanda” de energía de la instalación en superficie. Para establecer la “Oferta” de crudo y gas se utiliza la ecuación (3.1), que determina la capacidad de aporte del yacimiento petrolífero. Si se asume una presión de yacimiento constante  $P_{ws} = 2400$  psi y una tasa de producción base  $Q_o = 150$  bpd, los resultados de la “Oferta” del yacimiento son mostrados en la Tabla 4.1 y la figura 4.1.

**Tabla 4.1:** Valores determinado para la “Oferta”.

$P_{ws} (psi)$	$Q_{prod} (bdp)$	$Q_o (bpd)$	$P_{wf} (psi)$
2400	185,76	150	1093,65419
2400	205,55	150	871,460627
2400	214,149	150	760,504031
2400	221,87	150	649,896837
2400	228,73	150	539,485557
2400	234,72	150	429,536839
2400	239,84	150	320,296703
2400	244,09	150	212,218703
2400	247,48	150	105,876829
2400	250	150	3,57865538

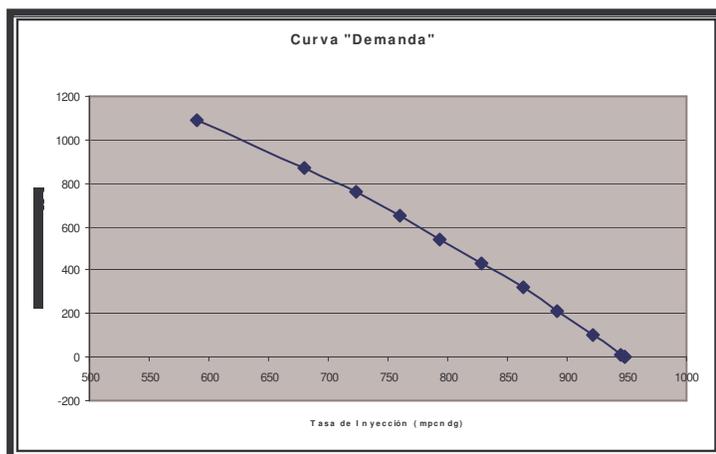


**Figura 4.1:** Curva “Oferta” de Yacimiento.

Para establecer la “Demanda” de energía de la instalación se utiliza la ecuación (3.3), la cual establece que se debe inyectar gas ( $Q_{iny}$ ) con una densidad fija ya que no cambia la concentración del gas (tal como se realiza de manera experimental, donde  $\rho_{g,iny}$  es constante), para disminuir la presión fondo ( $P_{wf}$ ), de tal manera de extraer el crudo hasta el cabezal del pozo generando una presión de tubería de producción  $P_{thp}$ .  $C_{iv}$  corresponde a la constante de ajuste de la válvula. En la Tabla 4.2 y la figura 4.2 se presentan los resultados determinados para la “Demanda” del sistema de producción.

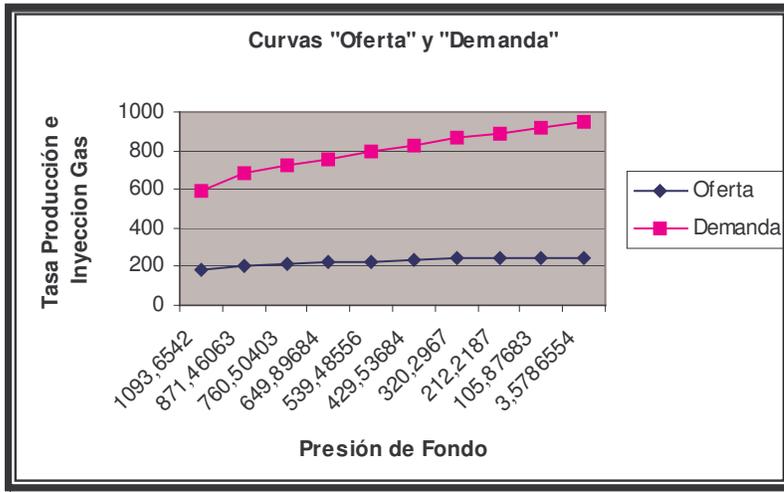
**Tabla 4.2:** Valores determinado para la “Demanda”.

$\rho_{g,iny}$	$P_{thp}$	$P_{wf}$	$Q_{inj}$
0,8	171,7166595	1093,65419	590,578638
0,8	174,1264038	871,460627	680,824482
0,8	178,8296814	760,504031	723,15864
0,8	174,7612	649,896837	759,345094
0,8	172,4671783	539,485557	793,645895
0,8	173,7640991	429,536839	828,213686
0,8	179,7115936	320,296703	862,520302
0,8	173,266037	212,218703	891,598521
0,8	179,4732513	105,876829	922,199655
0,8	174,9428406	3,57865538	948,365499
0,8	174,9428406	2,02	948,776289
0,8	170	1,01	945,629434



**Figura 4.2:** Curva "Demanda" de la Instalación.

La intersección de dichas curvas (para un mismo valor de  $P_{wf}$ ) indica los caudales de producción de crudo y gas del pozo a partir de los cuales se hace el balance de energía (se determinan ambas presiones a partir de ambas curvas (ver figura 4.3)). Es decir, es donde para una dado  $P_{wf}$  se conoce la capacidad de aporte de fluidos del yacimiento ("Oferta") y la "demanda", para entonces determinar la inyección de gas requerida ( $Q_{inj}$ ).

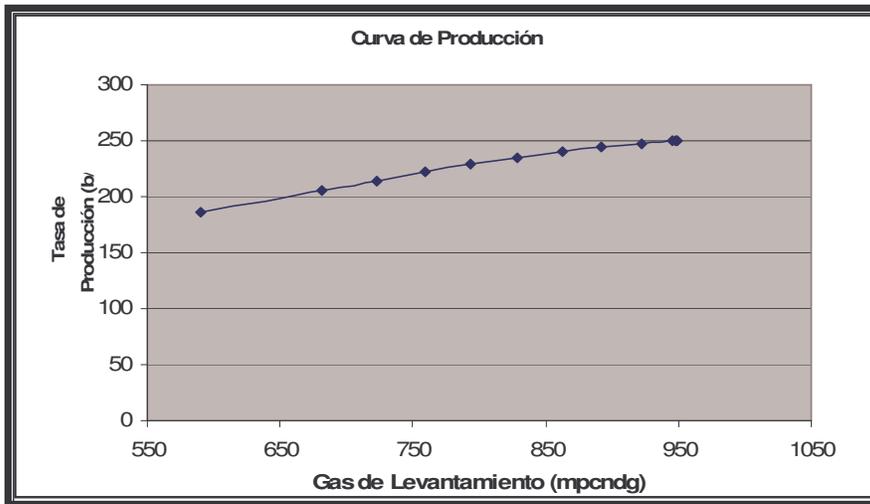


**Figura 4.3:** Intersección Curva "Oferta y Demanda" de l Instalación.

Con el valor de ( $Q_{iny}$ ) se puede calcular la tasa de producción ( $Q_{prod}$ ), usando la ecuación (3.4) (ver figura 4.4 y tabla 4.3). En tal sentido, el modelo teórico sigue la dinámica habitual de los pozos LAG: a medida que se inyecta gas a la tubería del pozo suben los fluidos del yacimiento desde el fondo del pozo hasta la superficie, disminuyéndose la diferencia de presiones entre el fondo y la superficie del pozo, hasta lograr la máxima capacidad de producción del yacimiento.

**Tabla 4.3:** Valores determinado para la Curva de Producción por LAG.

$Q_{iny}(mpcndg)$	$Q_{prod}(bpd)$
590,578638	185,76
680,824482	205,55
723,15864	214,149
759,345094	221,87
793,645895	228,73
828,213686	234,72
862,520302	239,84
891,598521	244,09
922,199655	247,48
948,365499	250
948,776289	250,032775
945,629434	250,074583



**Figura 4.4:** Curva de Producción Teórica a una Presión de Yacimiento a 2400 psi.

Nuestro modelo (ecuación 3.4) es validado con los datos de un pozo real con características de producción similares al modelado en la primera fase. Así, se utilizó un pozo productor con las siguientes características: fluye sin reductor hacia la Estación de Flujo ubicada a 5360,89 ft, recibe gas del Múltiple de Gas ubicado a 508,530 ft, y las propiedades físicas del fluido están dadas en la tabla 4.4.

**Tabla 4.4:** Propiedades Físicas del Fluido.

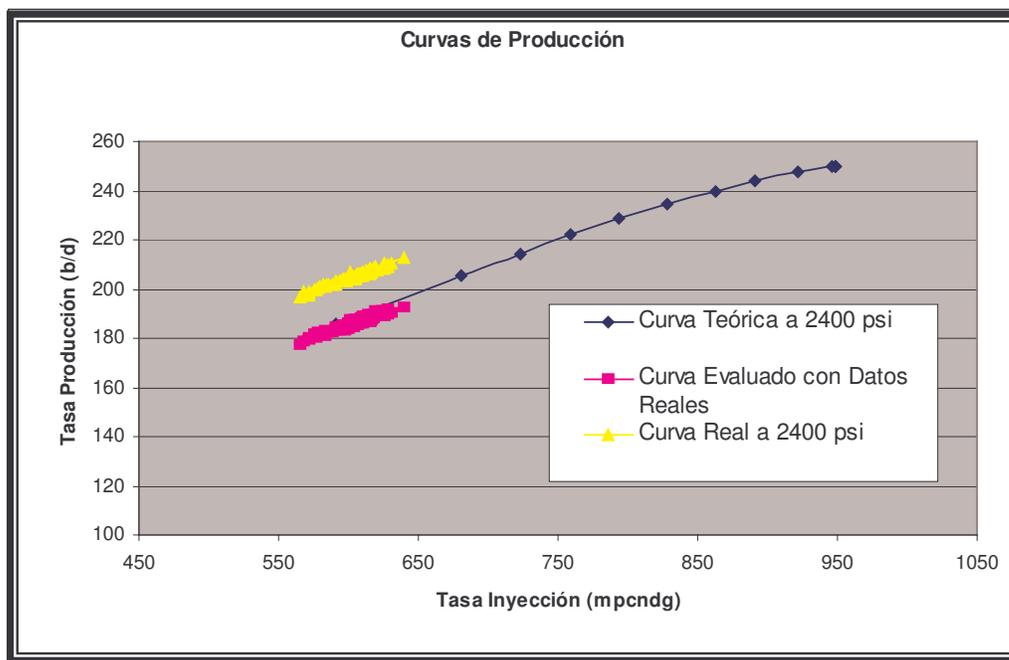
<b>PVT</b>	
<b>Gravedad Crudo (API)</b>	25°
<b>Corte de Agua (%)</b>	6
<b>Presión de Fondo (psi)</b>	1321
<b>Presión de Yacimiento (psi)</b>	2400
<b>Profundidad Perforación (ft)</b>	3489

La completación del pozo productor vertical de 3489 ft de profundidad está compuesta por dos válvulas de inyección y diámetro interno de 2,43 pulg, tal como lo describe la Tabla 4.5.

**Tabla 4.5:** Sistema de Completación de Pozo.

<b>Pozo</b>	<b>Profundidad (ft)</b>	<b>Temperatura (F)</b>	<b>Diámetro Interno (pulg)</b>
<b>Tubería</b>	3266,00	200,00	2,43
<b>Válvula</b>	1745,00	200,00	2,43
<b>Cabezal</b>	0,00	90,00	0,00

El comportamiento de la inyección del gas de levantamiento versus la producción en dicho pozo es el siguiente: opera a una tasa de inyección de gas entre 550 y 650 mpcndg, y la producción asociada al pozo oscilaba entre 190 bnpd y 220 bnpd. Dichos valores se obtuvieron a nivel de la estación de flujo. Así, en la figura 4.5 y tabla 4.6 se presenta la curva real a nivel de la estación de flujo (curva real a 2400 psi), la curva determinada utilizando los registros de flujo de inyección de gas y crudo obtenido a nivel de la estación y evaluados en la ecuación (3.4), y la curva teórica según el modelo (ver tabla 4.3 y Figura 4.4).



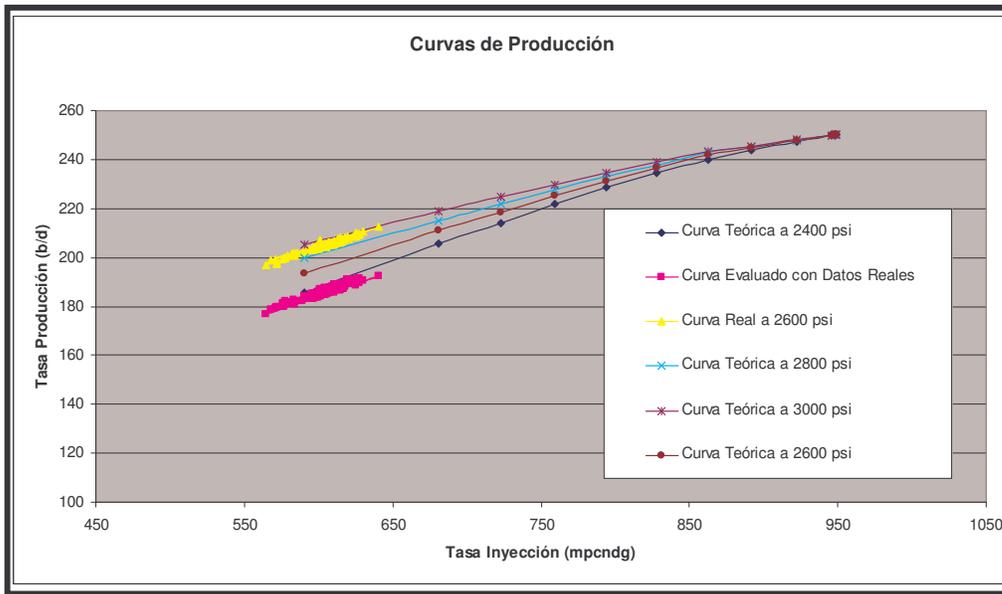
**Figura 4.5:** Curva de Producción Teórica, Real y Evaluada.

**Tabla 4.6:** Valores de Producción e Inyección de Gas Real, Teórico y Evaluada.

$Q_{inj}$ <b>Teórico</b> <b>(2400 psi)</b>	$Q_{prod}$ <b>Teórica</b> <b>(2400 psi)</b>	$Q_{inj}$ <b>Real</b> <b>(2400 psi)</b>	$Q_{prod}$ <b>Real</b> <b>(2400 psi)</b>	$Q_{inj}$ <b>(Evaluada a</b> <b>nivel de la</b> <b>estación)</b>	$Q_{prod}$ <b>(Evaluada a</b> <b>nivel de la</b> <b>estación)</b>
590,57	185,76	579,53	200,79	579,53	180,79
680,82	205,55	625,61	210,21	625,61	190,21
723,15	214,14	605,08	204,73	605,08	184,73
759,34	221,87	598,21	203,56	598,21	183,56
793,64	228,73	583,85	200,83	583,85	180,83
828,21	234,72	598,80	203,88	598,80	183,88
862,52	239,84	601,04	206,94	601,04	186,94
891,59	244,09	606,87	205,60	606,87	185,60
922,19	247,48	600,43	203,65	600,43	183,65
948,36	250	602,11	204,51	602,11	184,51
948,77	250,03	607,78	205,74	607,78	185,74

La curva con los datos reales comparada con la curva calculada con la ecuación 3.4 a nivel de estación, para el rango operacional de 579 a 607 mpcndg, presenta un diferencial de producción del orden 20 bnpd. Por otro lado, la curva obtenida por el balance de energía (tabla 4.3 y figura 4.4) se mueve en un rango operacional diferente, por consiguiente sus valores son diferentes. Ahora bien, los resultados obtenidos con nuestra propuesta de modelado de pozos LAG (ecuación 3.4) se aproximan, con una tolerancia aceptable, al modelo del comportamiento real del pozo (ver tabla 4.6).

Posteriormente, utilizando la (ecuación 3.4) se crearon otras familias de curvas, para diferentes presiones de yacimiento (2600 psi, 2800 psi y 3000 psi), presentando mayores niveles de producción con respecto a la presión de yacimiento teórica de 2400 psi, comportamiento similar como ocurriría de manera real. Esto es interesante, ya que nos permite determinar las posibles curvas de producción que presenta el pozo a diferentes presiones de yacimientos.



**Figura 4.6:** Curvas de Producción Real y Teórica a diferentes presiones de yacimiento.

El modelo calculado con las ecuaciones antes indicadas es específico para cada pozo LAG, un nuevo pozo LAG requiere seguir un procedimiento similar al indicado aquí para determinar su curva de comportamiento de producción.

#### 4.2. SEGUNDA FASE: IDENTIFICACION DE ESCENARIOS OPERACIONALES.

Se identificaron valores de la presión del revestidor, tasa de producción, presión de fondo, e inyección del gas a través del modelo del pozo obtenido en la primera fase [28,29,30]. Los mismos corresponden a diferentes escenarios operacionales, para ser utilizados en la validación del Sistema Clasificador definido en la sección 3.1.2 del capítulo III (Ver Anexo B).

En la tabla 4.7 se muestran las variables Entradas/Salida, con sus respectivos estados operacional, correspondientes a los diferentes escenarios identificados a través del modelo de

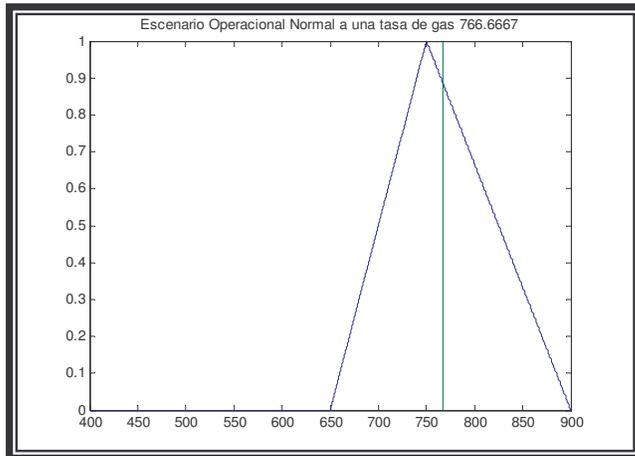
producción, los cuales serán utilizado para validar el clasificador difuso. Esto valores fueron tomados para cada escenario operacional, a partir de las tablas del Anexo B.

**Tabla 4.7:** Variables de Entrada, con sus Respetivos Escenarios Operacionales.

<b>Presión del Revestidor (Psi)</b>	<b>Presión de Fondo (Psi)</b>	<b>Tasa Inyección de Gas(mpcndg)</b>	<b>Escenario Operacional</b>
1020	10	766,57	Normal
1190	200	754	Normal
1250	100	806	SobreInyectado
1090	420	640	Normal
1130	270	710	Normal
1320	630	648	SubInyectado
1190	1050	308	SubInyectado
1120	620	540	SubInyectado

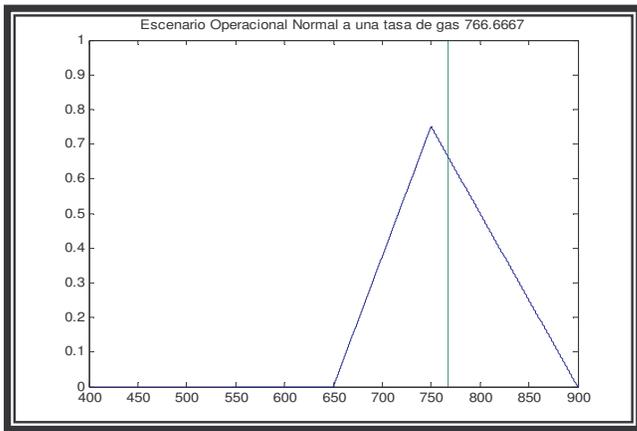
Los resultados obtenidos por el Sistema Clasificador Difusos son mostrados en la tabla 4.8 y en las figuras 4.7 al 4.12. Se validó tomando los valores:

Para una entrada  $P_{wf} = 10$  psi y  $P_{g,inj} = 1020$  psi, el sistema clasificador difuso da el resultado de la figura 4.7;



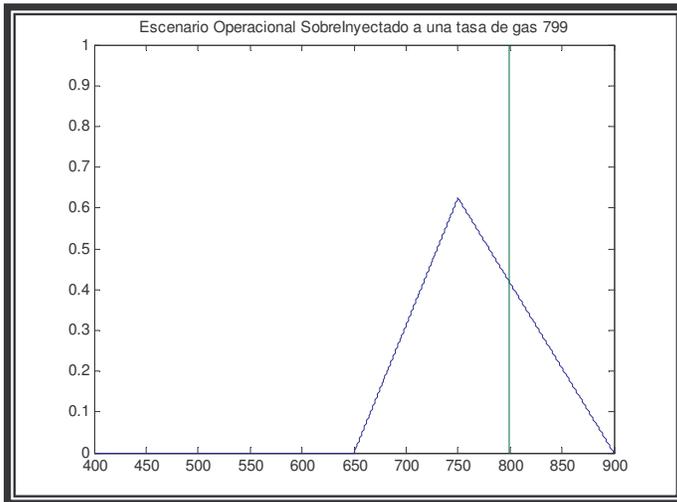
**Figura 4.7:** Escenario Operacional Normal.

Para una entrada  $P_{wf} = 200$  psi y  $P_{g,inj} = 1190$  psi, el sistema clasificador difuso da el resultado de la figura 4.8;



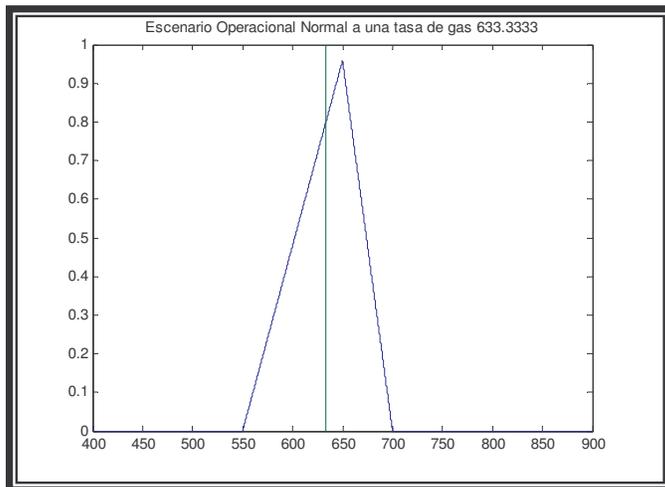
**Figura 4.8:** Escenario Operacional Normal.

Para una entrada  $P_{wf} = 100$  psi y  $P_{g,inj} = 1250$  psi, el sistema clasificador difuso da el resultado de la figura 4.9;



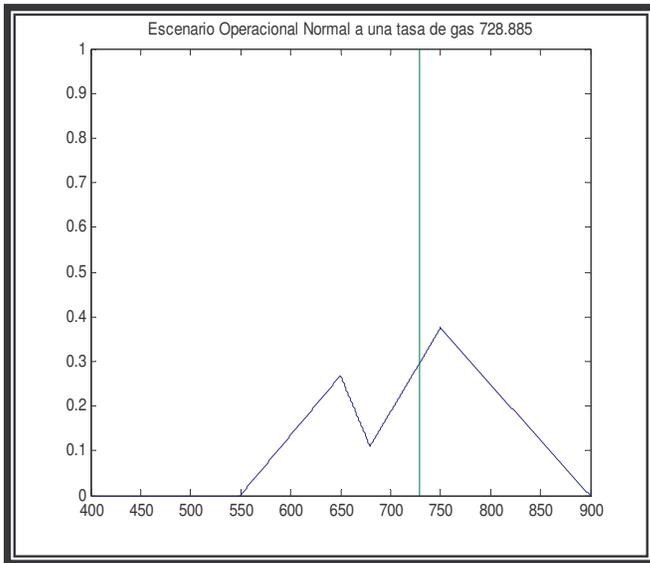
**Figura 4.9.** Escenario Operacional Sobreenyectado.

Para una entrada  $P_{wf} = 420$  psi y  $P_{g,inj} = 1090$  psi, el sistema clasificador difuso da el resultado de la figura 4.10;



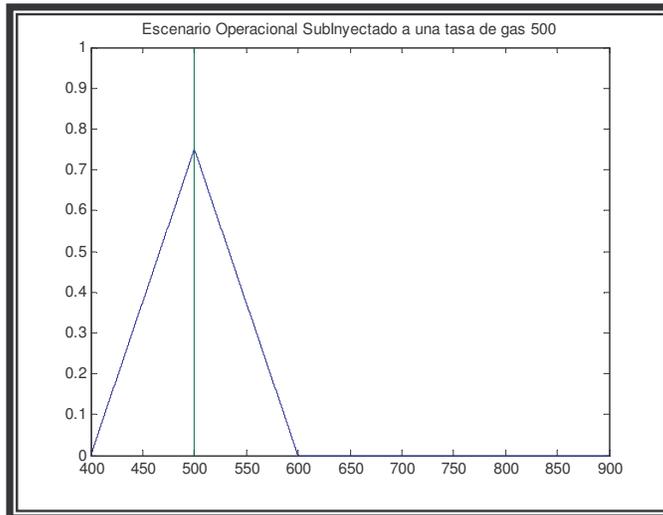
**Figura 4.10:** Escenario Operacional Normal.

Para una entrada  $P_{wf} = 270$  psi y  $P_{g,inj} = 1130$  psi, el sistema clasificador difuso da el resultado de la figura 4.11;



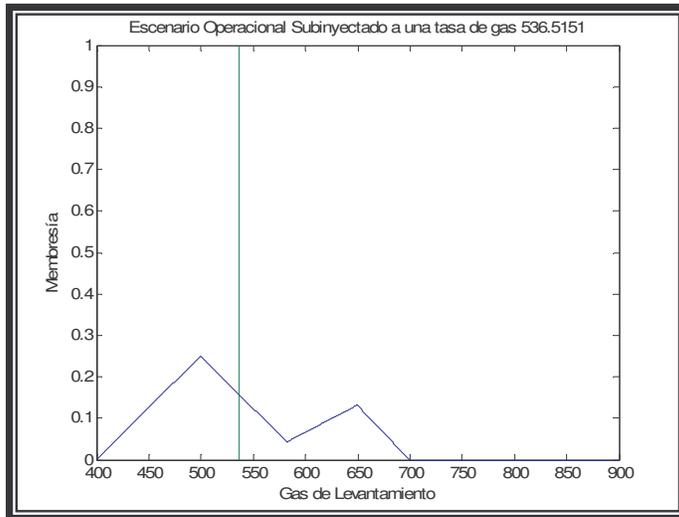
**Figura 4.11:** Escenario Operacional Normal.

Para una entrada  $P_{wf} = 630$  psi y  $P_{g,inj} = 1320$  psi, el sistema clasificador difuso da el resultado de la figura 4.12;



**Figura 4.12:** Escenario Operacional Subinyectado.

Para una entrada  $P_{wf} = 620$  psi y  $P_{g,inj} = 1120$  psi, el sistema clasificador difuso da el resultado de la figura 4.13;



**Figura 4.13.** Escenario Operacional Subinyectado.

El sistema clasificador difuso permite identificar los escenarios operacionales (“normal, subinyectado y sobreinyectado”), dando un valor de producción el proceso de defusificación del modelo del clasificador muy cercano al teórico (ver tabla 4.8), lo cual indica la efectividad del sistema clasificador difuso.

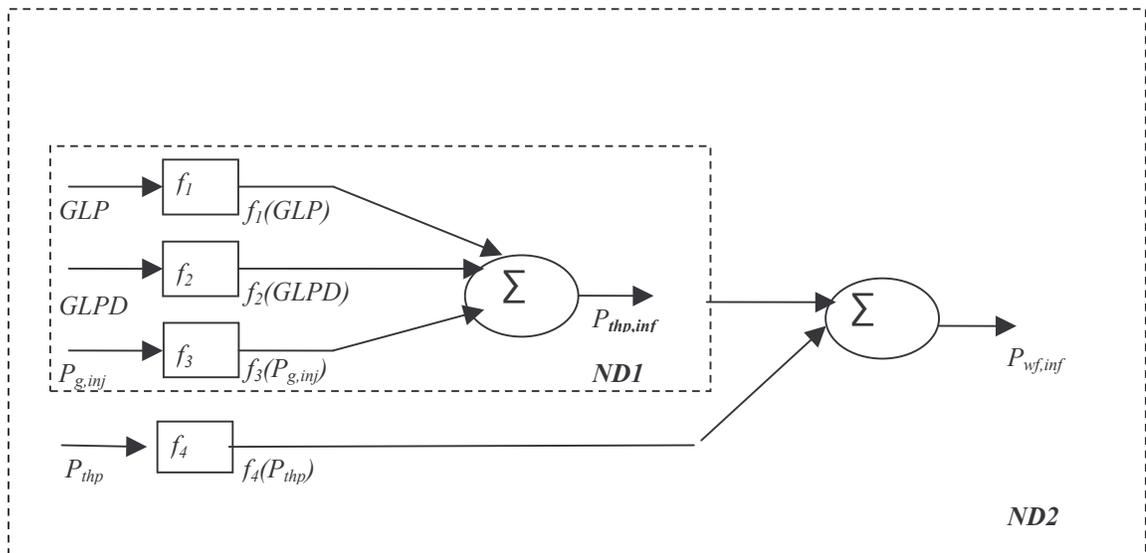
**Tabla 4.8.** Resultados dados por el SCD, comparados con el dado por el modelo teórico (Ecuación 3.4)

$Q_{inj}$ (Modelo Teórico)	$Q_{inj}$ (Sist.Difuso) (Ver figuras 4.7 a 4.13)	Escenario Operacional
766,57	766,66	Normal
754	766,66	Normal
806	799,66	SobreInyectado
640	633,33	Normal
710	728,88	Normal
648	500	SubInyectado
508	500	SubInyectado
540	536,51	SubInyectado

#### 4.2.1. Modelo Alternativo de Cálculo de las Variables de Entrada al Sistema Clasificador Difuso: Estimación de la Variable Presión de Fondo usando Modelos Neo-Difusos

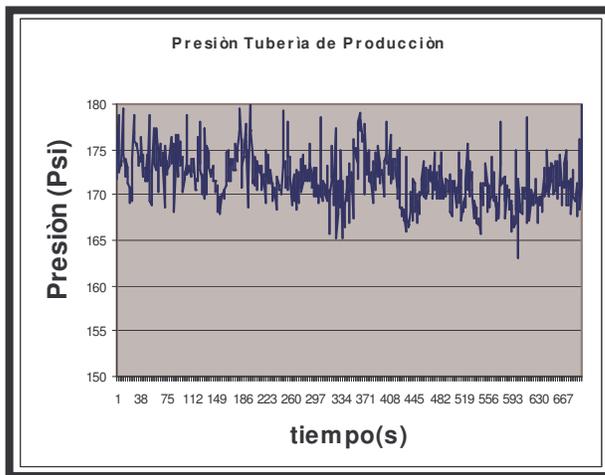
La gran mayoría de completaciones (tubería de pozo mas arreglo mecánico) tradicionales están ausentes de equipos de supervisión de fondo, dando como resultado una cantidad limitada de datos del yacimiento. Esto es debido a que el uso de dicha tecnología es altamente costoso, como también su instalación requeriría la paralización de los pozos activos, más los costos de mantenimiento y la poca vida útil (menor a 5 años). Estas son algunas de las razones por la cual una gran cantidad de pozos no cuentan con tecnología de medición de fondo.

En la Figura 4.14 se presenta el Sistema Neo-Difuso propuesto para estimar la presión de fondo del pozo, como una alternativa para solventar el problema expuesto en el párrafo anterior, con las siguientes funciones: la Identificada como *ND1* permite estimar el  $P_{thp}$  (que llamaremos  $P_{thp,inf}$ ) con las variables de superficie presión gas inyectado (*GLP*), presión diferencial del gas inyectado (*GLDP*) y presión del revestidor ( $P_{g,inj}$ ). La identificada como *ND2* estima la presión de fondo, usando como entradas la variable de salida de *ND1* y la variable  $P_{thp}$  medida. Finalmente, la validación de la estimación de la variable de fondo se realiza a través de un índice, el cual consiste en calcular la diferencia entre la Presión de la Tubería de Producción Medida ( $P_{thp}$ ) y la Presión de la Tubería de Producción Inferida ( $P_{thp,inf}$ ); si el resultado es menor a un factor  $\beta$  indica que es válida la estimación de la variable ( $P_{wf,inf}$ ). Esto es muy importante, ya que se dispone de la tecnología de medición del  $P_{thp}$  a nivel de cabezal del pozo (tiene un bajo costo de implantación y cero impacto operacional en su instalación y mantenimiento), con lo cual se podría estar prediciendo a  $P_{wf,inf}$ .

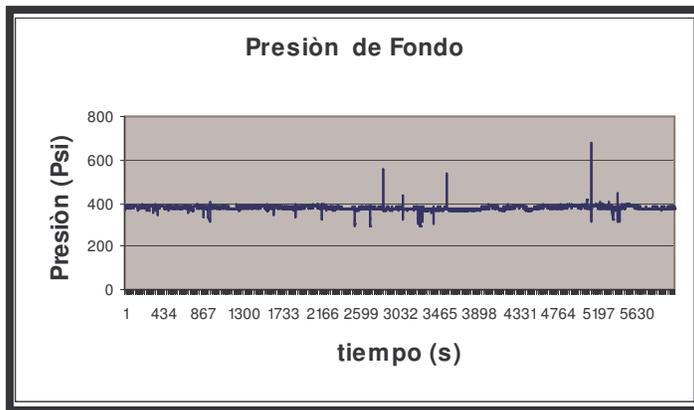


**Figura 4.14.** Esquema Neuro Difuso para la Estimación Presión de Superficie (ND1) y Presión de Fondo (ND2)

Para la implantación se presentan los registros de las variables de fondo y superficie, los cuales conformarán el patrón a ser usado en el entrenamiento de las neuronas difusas. En la Figura 4.15 se presenta el perfil de presión de tubería de producción ( $P_{thp}$ ) y en la Figura 4.16 se presenta el perfil de presión de fondo, obtenidos con el sistema de instrumentación inteligente implantado en campo [28].



**Figura 4.15:** Perfil Presión Tubería de Producción.



**Figura 4.16:** Perfil Presión Fondo de Pozo.

#### 4.2.1.1 Proceso de Entrenamiento Inicial para ND1 y ND2.

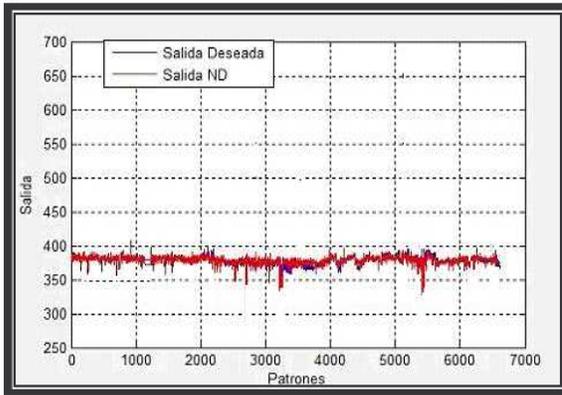
El primer paso realizado fue el muestreo de las variables de entrada y de salida en un mismo instante de tiempo, para conformar el patrón a ser usado en el entrenamiento de las neuronas difusas. Posteriormente se definieron los conjuntos difusos de cada variable, a los cuales se les asociaron funciones de membresía triangulares. Se modificaron los pesos de las redes neuronales hasta lograr la salida deseada, variando también las particiones difusas (ver Anexo A). Finalmente,

el modelo fue validado con valores no usados durante el proceso de entrenamiento, (un 50% de los patrones totales, ver tabla 4.9).

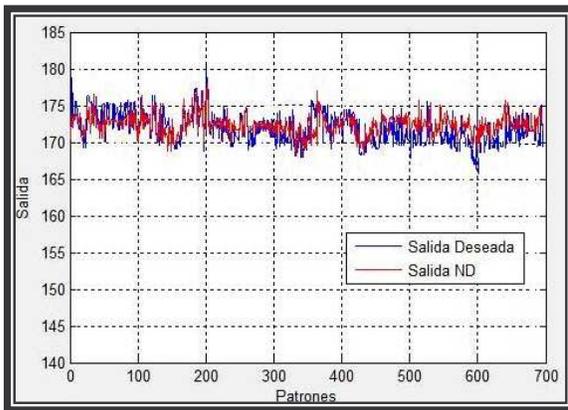
El valor de estimación se probó en el pozo productor analizado en la fase anterior, presentando los resultados mostrados en las figuras 4.17 y 4.18, que corresponden a la estimación de las presiones de producción y de fondo con el sistema neo-difuso.

**Tabla 4.9:** Patrones de Entrenamiento.

Número de Entradas	Número de Salidas	Número Patrones Entrenamiento	Número Patrones Evaluar	Error Cuadrático
$GLP, GLDP$ $P_{g,inj}, P_{thp}$	$ND2(P_{wf,inf})$	3250 (50%)	3250(50%)	0,294%  0,400%
$GLP, GLDP$ $P_{g,inj}$	$ND1(P_{thp,inf})$	350 (50%)	350 (50%)	0,771%  1,305%



**Figura 4.17:** Resultados del Esquema Neo-Difuso para la Estimación de la Presión de la Presión de Fondo.



**Figura 4.18:** Resultados del Esquema Neo-Difuso para la Estimación de la Presión de Tubería de Producción.

Los errores promedio para los patrones de entrenamiento y de prueba obtenido para la estimación de la presión de fondo ( $P_{wf,inf}$ ) fueron 0,294% y 0,400%, respectivamente. Los errores promedios de entrenamiento y de prueba obtenidos para la estimación de la presión de la tubería de producción ( $P_{thp,inf}$ ) fueron 0,771% y 1,305%, respectivamente. El valor de  $\beta$  es menor a 5 psi en todo el ciclo de entrenamiento, lo cual indica que la estimación de la presión de fondo ( $P_{wf,inf}$ ) es válida, tal como se explico antes.

La presión de fondo estimada ( $P_{wf,inf}$ ) a través del sistema neo-difuso podrá ser utilizada en el modelo de la ecuación (3.4) para determinar la curva de producción del pozo, y compararla con la curva de producción real a nivel de la estación de flujo. Esta forma alterna tiene sentido usar cuando en la completación (tubería de pozo mas arreglo mecánico) están ausentes de equipos de supervisión de fondo.

#### **4.3. TERCERA FASE: OPTIMIZACION DEL PROCESO DE PRODUCCION.**

Como se indico en el capitulo anterior, el problema de optimización de pozos LAG consiste en *Aumentar la Producción de Petróleo y Minimizar el Flujo de Gas de Levantamiento*, basado en la función objetivo y las restricciones operacionales descritas en la ecuación (3.5). Para resolver ese problema se propone utilizar un algoritmo genético, el cual presenta la siguiente estructura:

- Estructura de los individuos codificados en números reales compuesto por dos campos: Presión de tubería de Revestidor ( $P_{g,inj}$ ) y Presiones de tubería de Producción ( $P_{thp}$ ). Estas variables se pueden manipular a nivel operacional con arreglo de instrumentación de campo. Esto es importante, ya que en la implementación del sistema de supervisión inteligente a nivel operacional se podrán ajustar dichas presiones en función de los valores óptimo recomendado por el algoritmo genético, y de esta manera lograr el mejor desempeño del pozo productor.

- Número de individuos: 2,

- Número de generaciones: 25,

- Función objetivo: ecuaciones (3.5),

- Operador de cruce: cruce de punto sencillo con probabilidad de 0.7,
- Operador de mutación: aleatoria con probabilidad de 0.03,
- Espacio de búsqueda del algoritmo: Se conformaron una población de individuos con el conjunto de valores permitidos a las variables  $P_{thp}$  y  $P_{g,inj}$ , según el escenario operacional identificado en la fase anterior (los específicos valores para las variables  $Q_{iny,min}$ ,  $Q_{iny,max}$ ,  $P_{wf,min}$ ,  $P_{wf,max}$  de las restricciones de la ecuación (3.5) garantizan eso, ya que se instancia según el escenario operacional (ver tabla 3.5)). Eso significa que la población de individuos será específica al escenario operacional identificado en la fase previa, para que el algoritmo genético pueda determinar el valor óptimo de la ecuación (3.5) para ese escenario identificado a través del clasificador difuso. Para evaluar la ecuación (3.5) se requieren usar las ecuaciones (3.3) y (3.4), al optimizar (3.5) también se está determinando el valor óptimo de producción e inyección en el escenario operacional presente.

Por ejemplo, se aplicó el AG para uno de los escenarios operacional identificado en la fase previa (normal). La población final dada por el AG para ese escenario operacional es mostrada en la tabla 4.10 (un individuo es el valor de ( $P_{thp}$ ) y ( $P_{g,inj}$ ) especificado en una fila de esa tabla, cuya función de aptitud (objetivo) es el valor de ganancia de esa fila). Los valores óptimos de ese escenario operacional, de las variables Presión Tubería de Producción ( $P_{thp}$ ) y Presión del Revestidor ( $P_{g,inj}$ ) mostrados en la tabla 4.10, son usados en los modelos del pozo

de inyección de gas y función objetivo, dando los resultados de  $Q_{inj}$ ,  $Q_{prod}$  y *Ganancia* mostrados en la misma tabla 4.10.

De acuerdo a los resultados arrojados por el AG, el sistema de producción presenta un comportamiento óptimo a una tasa de inyección de gas del orden de 596,6 mpcndg, con una producción asociada de 232,06 b/d, y una presión de revestidor de 1022 psi y de tubería de producción de 170 psi. Por otra parte, para un flujo de gas de 619,1 mpcndg su tasa de producción es de 230,21 b/d, generando una menor ganancia y mayor consumo de gas con respecto al caso de 596,6 mpcndg. Con respecto al flujo de gas de 689,1 mpcndg, se espera una producción de 233,71 b/d, superior a la de 596,6 mpcndg (1,64892 b/d), pero se requiere más flujo de gas. Ahora bien, el diferencial de ganancia a su favor es de 165141 Bs/d, lo que indica que este caso podría ser interesante (mas optimo) ya que combina mejor los dos costos (de producción y de consumo de gas) con respecto al valor de PVP del petróleo con el que se calculo la ganancia. Esto podría variar si este último valor cambiase, lo que haría mejor al caso de 596,6 mpcndg.

**Tabla 4.10:** Resultados Obtenidos.

$P_{thp}$ (psi)	$P_{g,inj}$ (psi)	$Q_{inj}$ (mpcndg) (ec. 3.3)	$Q_{prod}$ (b / d) (ec. 3.4)	<i>Ganancias</i> (Bs / d) (ec. 3.5)
170	1022	596,6	232,06759	29794346
170,4	1109,8	619,1	230,21408	29544303
172,5	1226,3	689,1	233,71651	29959487

# Capítulo V

## CONCLUSIONES y RECOMENDACIONES

El principal resultado obtenido en este trabajo muestra que las fases propuestas en el esquema de Supervisión Inteligente compuesto por la generación del modelo del pozo, utilizando técnicas de Balance de Masa y Energía; la identificación del Escenario Operacional, usando técnicas neo-difusas; y la fase de optimización del proceso productivo para el escenario identificado, usando técnicas evolutivas, basado en restricciones de proceso y costo operacional de producción, garantizan al pozo auto-diagnóstico (supervisa el comportamiento de su infraestructura subsuelo/superficie, vigila la inyección de gas, entre otras cosas) partiendo de la estimación de su propia producción, de sus presiones de fondo y superficie, y de la detección de escenarios operacionales, todo esto a una menor tasa de inyección, generando un mayor nivel de producción a un menor costo económico.

El Modelo de Producción obtenido utilizando la Caracterización del Procesos LAG y Análisis Nodal, permite determinar la tasa de producción que puede producir el pozo. Resultados similares son obtenidos con aplicaciones comerciales [33], que para las industrias petroleras actúan como “cajas negras”, se desconocen las técnicas de modelado e identificación de procesos empleadas como los modelos matemáticos utilizados. En nuestro caso dicho modelo se puede utilizar en el pozo y no en ambiente de oficina. Los resultados obtenidos constituyen primeros pasos para la construcción de mecanismos de observación, recolección de datos y su interpretación a nivel del cabezal del pozo, con el objetivo de dotar de inteligencia al proceso de producción, mediante el auto-diagnóstico y la auto-configuración en sitio.

El sistema clasificador propuesto basado en las variables de yacimiento (la presión de fondo), a nivel de cabezal (la presión del revestidor) y el flujo de gas de levantamiento, garantizó la obtención del escenario operacional, ya que están relacionados con la caracterización del pozo a nivel de fondo y superficie (*modelo de producción*), como también por el bajo costo requerido para su elaboración.

La posibilidad de estimar variables de fondo permite mejorar el proceso de producción, ya que los costos de instalación y mantenimiento de tecnología de fondo son muy elevados, resultando no ser rentable en la producción del pozo. La utilización de técnicas de inteligencia artificial basadas en un Sistema Neo Difuso permitió estimar variables de fondo y superficie, con errores menores a un 1%, lo cual indica la efectividad de dicho sistema. Por otra parte el sistema neodifuso, se utilizaría como una alternativa para la determinación de la variable de entrada del sistema clasificador.

Se optimizó la producción del método LAG, en función de la información integrada subsuelo y superficie, lo que permitió aumentar el factor de recobro de la formación, minimizar costo y garantizar la mejor distribución del gas para inyectar, maximizando la producción de crudo, esto es debido a que la función objetivo con las respectivas restricciones del proceso están contextualizada con los escenarios operacionales y condiciones de yacimiento identificados las fases previas del sistema de supervisión.

Como trabajo futuro se encuentran los siguientes puntos:

Se recomienda el uso de este sistema de supervisión inteligente para pozos por LAG, usando técnicas de computación inteligente, ya que permite la efectiva distribución del gas, la toma de decisión de manera confiable y oportuna mejorando los tiempos de respuesta y evitando pérdida de producción en sus respectivos estados operacionales.

Se recomienda, utilizar el Sistema Neu-Difuso con el objetivo de estimar perfiles de presión desde el fondo ( $P_{wf}$ ) hasta el cabezal del pozo ( $P_{thp}$ ), a través del comportamiento del flujo vertical presente en la tubería de producción, y de esta manera determinar condiciones operacionales a nivel de la completación del pozo, como por ejemplo desempeño de la válvula de fondo, fugas de gas y crudo en la tubería de producción y así aplicar las acciones correctiva en función de la falla operacional presente.

## Referencias

- [1] Palma, J., Roque, M: Inteligencia Artificial: Técnica, Métodos y Aplicaciones McGraw Hill, España (2008).
- [2] Kalyanmoy, D: Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms. Wiley, USA, (2009).
- [3] Gen, M., Cheng, R., Lin, L: Network Models and Optimization: Multiobjective Genetic Algorithm Approach. Springer, London, (2008).
- [4] Robles O, Román, R., “Un Modelo de Programación No Lineal para la Planeación de la Producción de Gas y Petróleo”. Paper SPE 112186 presented at the 2008 Intelligent Energy Conference, Amsterdam, Netherlands.
- [5] Steinar, E., Olav, S., Tor, J., “Production Optimization: System Identification and Uncertainty Estimation”. Información Tecnológica, Vol.19, N° 3, México, 2008.
- [6] Miguel H. Schindler, DeltaP. Dynamic Nodal Analysis in Well Testing Interpretation. Latin American & Caribbean Petroleum Engineering Conference, 15-18 April 2007, Buenos Aires, Argentina. SPE 107239-MS.
- [7] Going, W.S, Thigpen, P.M, Anderson A.B. “Intelligent Well Technology: Are We Ready for Closed Loop Control”. SPE 99834. 2006.
- [8] Odair G. Santos, Sergio N. Bordalo, Francisco J.S. Alhanati: “Study of the dynamics, optimization and selection of intermittent gas-lift methods—a comprehensive model”, Journal of Petroleum Science and Engineering 32 (2001) 231– 248.
- [9] Shahaboddin Ayatollahia, Mostafa Narimania, Mahmood Moshfeghian.: “Intermittent gas lift in Aghajari oil field, a mathematical study” Journal of Petroleum Science and Engineering 42 (2004) 245– 255.
- [10] Beggs Dale H.: “Production Optimization, Using NODALTM Analysis” 2a edición, Oil & Gas Consultants International, Tulsa.2003.
- [11] P. Sarma, L.J. Durlofsky and K. Aziz.: “Efficient Closed-loop Production Optimization Under Uncertainty” Stanford U. SPE 94241. 2005.
- [12] Ricardo Valverde. Control de Sistemas mediante Redes Neuronales Aprendizaje por Refuerzo. PhD thesis, Universidad Carlos III de Madrid, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Automática, 2000.
- [13] Takeshi Yamakawa. A neo Fuzzy Neuron and Its Applications to System Identification and Prediction of Chaotic Behavior. IEEE, 1994.
- [14] Popa A., Ramos R., Cover A., “Integration of Artificial Intelligence and Lean Sigma for Large-Field Production Optimization: Application to Kern River Field”, Paper SPE 97247, 2005.

- [15] Schlumberger. Simulaciones de Yacimientos. Oilfield Review Autumn. 2004.
- [16] Zangl, G., Oberwinkler, C.P., "Predictive Data Mining Techniques for Production Optimization", Schlumberger. Paper SPE 90372, 2004.
- [17] Eikrem, G. Foss, L. Imsland, H, and Golan, M. Stabilization of Gas lift wells. In Proceeding of the IFAC 15th World Congress, Barcelona, Spain, 2002.
- [18] Hernández, G., Alí E., Sharon T., "Manual del curso de levantamiento artificial por gas avanzado". Segunda edición. PDVSA Intevep. 2001.
- [19] Aamo, O.M., G.O. Eikrem, H. Siahhaan and B. Foos. Observer design for gas lifted oil wells. Proceeding of the 2004 American Control Conference.
- [20] Camargo E, Aguilar J, Rivas F, A Ríos., "Instrumentación Inteligente para mejorar la producción en Pozos por Levantamiento Artificial por Gas". Congreso Iberoamericano Cusco, Perú, 2007.
- [21] Dalsmo, M., E. Halvorsen and O. Slupphaug. Active feedback control of unstable wells at the brage field. 2002. Paper number: SPE 77650.
- [22] Eikrem, G.O., L. Imsland and B. Foss. Stabilization of gas lifted wells based on state estimation. In: Proceedings of the International Symposium on Advanced Control of Chemical Processes. Hong Kong, China. 2004.
- [23] Imsland, L. Topics in Nonlinear Control: Output Feedback Stabilization and Control of Positive Systems. PhD thesis. Dept. of Eng. Cybernetics, Norwegian Univ. of Sci. and Tech. 2002.
- [24] Hussam, M. Eissa, M. King, S. Khaled, A. Prediction of the PVT Data using Neural Network Computing Theory. In SPE 27th Annual Technical Conference and Exhibition in Abuja, Nigeria, august 4-6, 2003.
- [25] Vassileios D. Kosmidis, John D Pekins and Efstratios N Pistikopoulos., "A mixed integer optimization and selection of intermittent gas lift methods a comprehensive model". Journal of Petroleum fields, Computers & Chemical Engineering, Volume 29, Issue 7, pages 123- 154, 2005.
- [26] Vachon, Gut., Bussear, Terry., "Production Optimization in ESP Completions with Intelligent Well Technology by Managing Drawdown in Multi-Zone ESP Lifted Wells" Paper SPE 93621, 2005.
- [27] Conejeros, R., and Lenoachb, B. "Model-based optimal control of dual completion wells". Journal of Petroleum Science and Engineering, 42:1-14, 2004.
- [28] Edgar Camargo, José Aguilar, Addison Ríos, Francklin Rivas, Joseph Aguilar-Martín, "A Neo-Fuzzy Approach for Bottom Parameters Estimation in Oil Wells". WSEAS Transactions on Systems and Control. Pp. 445-454. Issue 9, Volume 4, Sep 2009.
- [29] Edgar Camargo, José Aguilar, Addison Ríos, Francklin Rivas, Joseph Aguilar-Martín, "Nodal Analysis- based Design for Improving Gas Lift Wells Production". WSEAS

Transactions on Informations Science & Applications. Pp. 706-715. Issue 5, Volume 5, May 2008.

[30] Edgar Camargo, José Aguilar, Addison Ríos, Francklin Rivas, Joseph Aguilar-Martín, “Un modelo de Producción de Pozos por Levantamiento Artificial utilizando Análisis Nodal”. Aceptado para su publicación en la Revista Ciencia e Ingeniería. Universidad de los Andes. Vol.30, N° 1. 2009.

[31] L. Saputelli., M. Nikolaou, Self Learning Reservoir Management. SPE 84064. 2005.

[32] Wang, P., Litvak, M, and Aziz, K: “Optimization of Production Operations in Petroleum Fields”, paper SPE 77658 presented at the 2002 SPE Annual Technical Conference and Exhibition, San Antonio, Texas.

[33] Park, H., Lim,S., Roh, J: “Production System Optimization of Gas Fileds Using Genectic Approach”. paper SPE 100179 presented at the 2006 SPE Europec/EAGE Annual Conference and Exhibition, Vienna, Austria.

[34] Francklin Rivas y José Aguilar. Introducción a las Técnicas de Computación Inteligente. Meritec, Mérida, Venezuela, 2001.

[35] Salcedo, J, V., Martínez, M. “Identificación de Modelos LPV para el Control de Sistemas No Lineales”. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial. ISSN: 1697-7912. Vol.3, Núm 3, pp 92-107, 2006.

# Apéndice A

## APLICACIÓN DEL SISTEMA NEURO DIFUSO

### A.1 PROCESO DE ENTRENAMIENTO INICIAL PARA ND1

Tomando tres valores difusos para las variables de entrada y, al inicializar los pesos con valores aleatorios, la neurona difusa tiene la estructura mostrada en la (Figura A1).

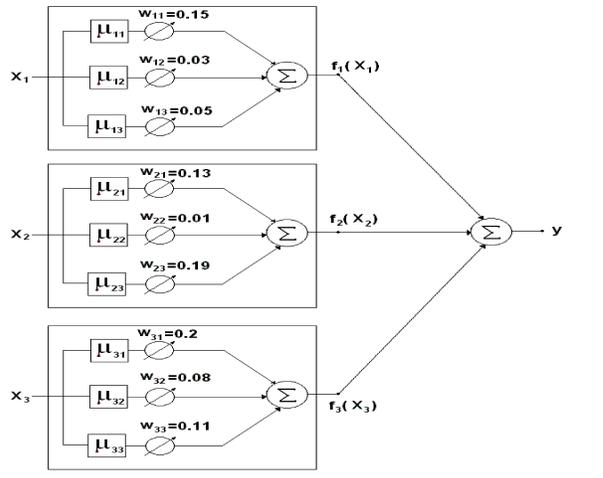
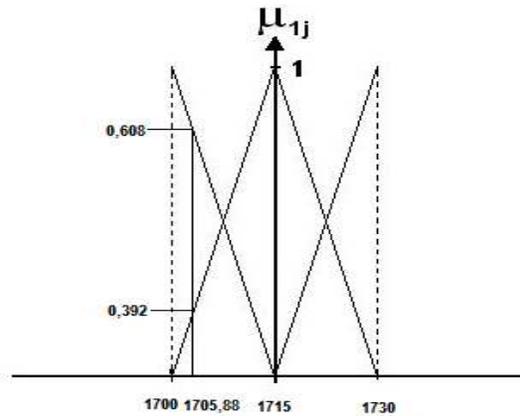


Figura A.1. Esquema Neuro Difuso con valores aleatorio

El cálculo de los grados de membresía del valor de  $GLP = 1705,88806$  en cada conjunto difuso de esta variable  $GLP$ , denotados por  $\mu_{11}$ ,  $\mu_{12}$  y  $\mu_{13}$ , se

hace como se muestra en la figura A.2. Estos grados de membresía tienen los siguientes valores:  $\mu_{11} = 0.608$ ,  $\mu_{12} = 0.392$ ,  $\mu_{13} = 0$ .



**Figura A.2.** Particiones Difusas *GLP*

Al calcular los grados de membresía de los valores  $GLDP = 9,57197762$  y  $P_{g,inj} = 1619,50378$  en los respectivos conjuntos difusos, se obtienen los siguientes resultados:  $\mu_{21} = 0.2145$ ,  $\mu_{22} = 0.785$ ,  $\mu_{23} = 0$ ,  $\mu_{31} = 0,5$ ,  $\mu_{32} = 0.5$  y  $\mu_{33} = 0$ .

Una vez obtenidos los valores de los grados de membresía, las sinapsis para las entradas están dadas por:

$$f_1(GLP) = 0.15 * 0,608 + 0.03 * 0,392 + 0.05 * 0 = 0.10296$$

$$f_2(GLDP) = 0.13 * 0.214 + 0.01 * 0.785 + 0.19 * 0 = 0.0356$$

$$f_3(P_{g,inj}) = 0.2 * 0.5 + 0.08 * 0.6 + 0.5 * 0.11 * 0 = 0.14$$

De esta manera, la salida de la ND para los valores de entrada del patrón 1, está dada por:

$$P_{thp} = 0.10296 + 0.0356 + 0.14 = 0.278$$

Al presentar el primer patrón se deben actualizar solo los pesos asociados a los conjuntos difusos en los cuales los grados de membresía son diferentes de cero.

La actualización de los pesos se hace mediante la siguiente ecuación:

$$w_{ik}(T+1) = w_{ik}(T) - \alpha(y_i - y_{dj})\mu_{ik}(x_{ij})$$

De esta manera, la actualización para cada uno de los pesos al presentar el patrón 1, con  $\alpha = 0.5$ , es la siguiente:

$$w_{11} = 0.15 - 0.5 * (0.278 - 171,71666) * 0.608 = 52,267,$$

$$w_{12} = 0.03 - 0.5 * (0.278 - 171,71666) * 0.392 = 33,631,$$

$$w_{13} = 0.05 - 0.5 * (0.278 - 171,71666) * 0 = 0,05,$$

$$w_{21} = 0.13 - 0.5 * (0.278 - 171,71666) * 0,2145 = 18,516,$$

$$w_{22} = 0.01 - 0.5 * (0.278 - 171,71666) * 0,785 = 42,901,$$

$$w_{23} = 0,19,$$

$$w_{31} = 0.2 - 0.5 * (0.278 - 171,71666) * 0.5 = 43,059,$$

$$w_{32} = 0.08 - 0.5 * (0.278 - 171,71666) * 0.5 = 42,939,$$

$$w_{33} = 0,11 - 0.5 * (0.278 - 171,71666) * 0 = 0,11.$$

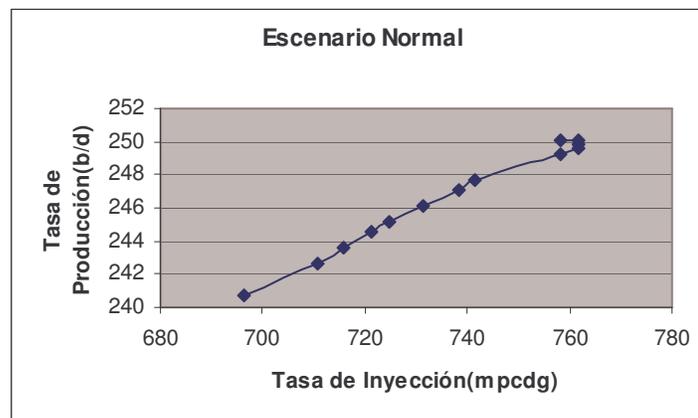
El mismo procedimiento mostrado anteriormente para el patrón 1, debe aplicarse para los demás patrones, hasta lograr un buen ajuste. Cada vez que se actualizan los pesos, al presentar todos los patrones, se ha cumplido un ciclo de entrenamiento. El número de ciclos de entrenamiento es seleccionado por el usuario.

# Apéndice B

## IDENTIFICACION DE ESCENARIOS OPERACIONALES

**Tabla B.1.** Valores para un Escenario Operacional Normal, con una Presión Revestidor

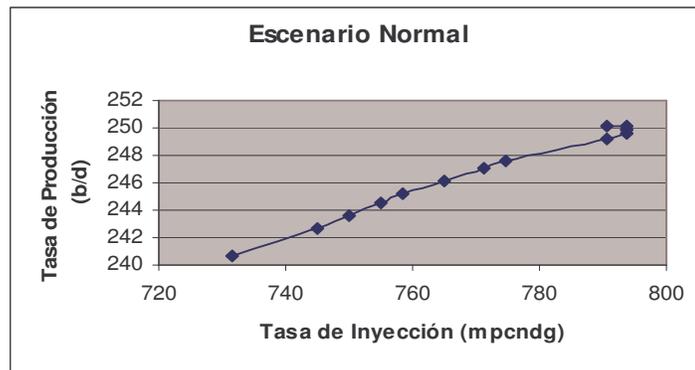
Pg,inj(psi)	Qinj(mpcndg)	Qprod(bpd)	Presión Fondo(psi) de
1000	758,287544	250,075	0
1010	761,577311	250,075	0
1020	761,577311	249,8631944	10
1030	761,577311	249,6444444	20
1040	758,287544	249,1861111	40
1050	741,619849	247,6444444	100
1060	738,241153	247,075	120
1070	731,436942	246,16875	150
1080	724,568837	245,2	180
1090	721,110255	244,5194444	200
1100	715,891053	243,6296875	225
1110	710,63352	242,6965278	250
1120	696,419414	240,7	300



**Figura B.1.** Curva de Producción para Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Baja

**Tabla B.2.** Valores para un Escenario Operacional Normal, con una Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Baja

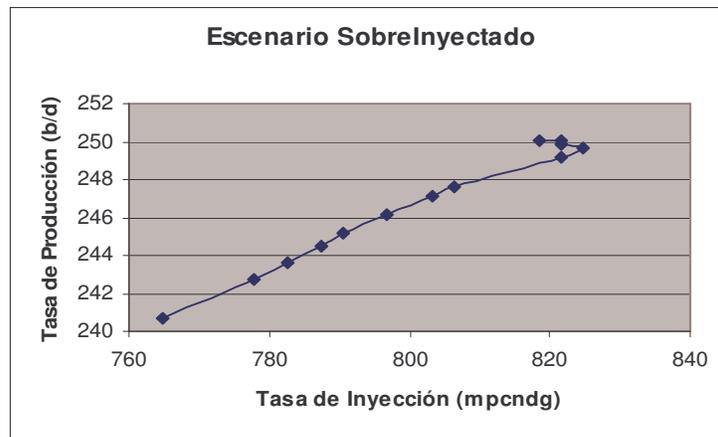
<b>Pg,inj(psi)</b>	<b>Qinj(mpcndg)</b>	<b>Qprod(bpd)</b>	<b>Presión de Fondo(psi)</b>
1100	790,569415	250,075	0
1110	793,725393	250,075	0
1120	793,725393	249,8631944	10
1130	793,725393	249,6444444	20
1140	790,569415	249,1861111	40
1150	774,596669	247,6444444	100
1160	771,362431	247,075	120
1170	764,852927	246,16875	150
1180	758,287544	245,2	180
1190	754,983444	244,5194444	200
1200	750	243,6296875	225
1210	744,983221	242,6965278	250
1220	731,436942	240,7	300



**Figura B.2.** Curva de Producción para Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Baja

**Tabla B.3.** Valores para un Escenario Operacional SobreInyectado, con una Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Baja

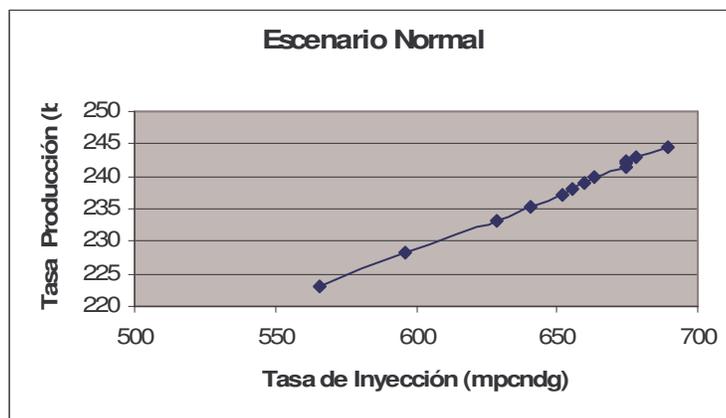
Pg,inj(psi)	Qinj(mpcnd)	Qprod(bpd)	Presión de Fondo(psi)
1190	818,535277	250,075	0
1200	821,583836	250,075	0
1210	821,583836	249,8631944	10
1230	824,621125	249,6444444	20
1240	821,583836	249,1861111	40
1250	806,225775	247,6444444	100
1260	803,11892	247,075	120
1270	796,868873	246,16875	150
1280	790,569415	245,2	180
1290	787,400787	244,5194444	200
1300	782,623792	243,6296875	225
1310	777,817459	242,6965278	250
1320	764,852927	240,7	300



**Figura B.3.** Curva de Producción para Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Baja

**Tabla B.4.** Valores para un Escenario Operacional Normal, con una Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Media

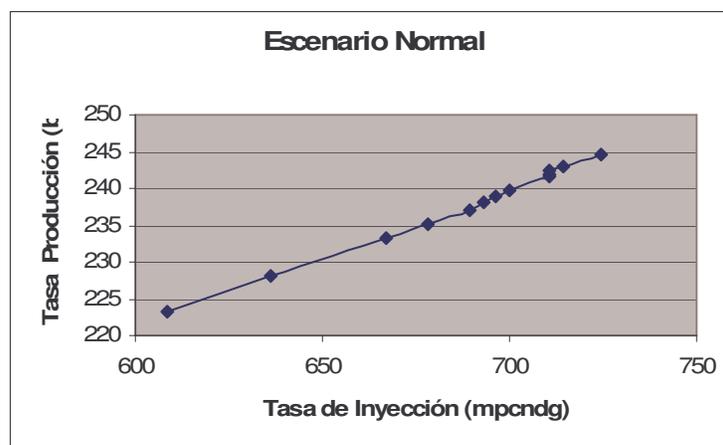
Pg,inj(Bajo,psi)	Qinj(mpcndg)	Qprod(bpd)	Presión de Fondo(Medio,psi)
1000	689,202438	244,5194444	200
1010	678,232998	243,075	240
1020	674,536878	242,3111111	260
1030	674,536878	241,91875	270
1040	674,536878	241,5194444	280
1050	663,324958	239,8527778	320
1060	659,545298	238,9777778	340
1070	655,743852	238,075	360
1080	651,920241	237,1444444	380
1090	640,312424	235,2	420
1100	628,490254	233,1444444	460
1110	595,818764	228,1131944	550
1120	565,685425	223,16875	630



**Figura B.4.** Curva de Producción para Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Media

**Tabla B.5.** Valores para un Escenario Operacional Normal con Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Media

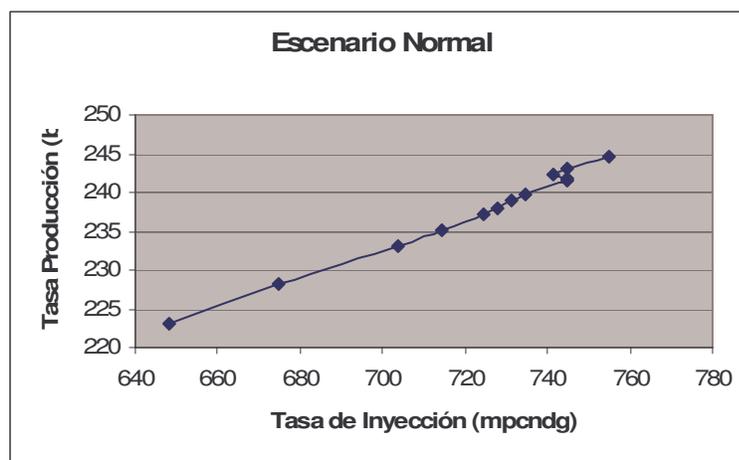
Pg,inj(Media)	Qinj	Qprod	Presión de Fondo(Media)
1100	724,568837	244,5194444	200
1110	714,142843	243,075	240
1120	710,63352	242,3111111	260
1130	710,63352	241,91875	270
1140	710,63352	241,5194444	280
1150	700	239,8527778	320
1160	696,419414	238,9777778	340
1170	692,820323	238,075	360
1180	689,202438	237,1444444	380
1190	678,232998	235,2	420
1200	667,083203	233,1444444	460
1210	636,396103	228,1131944	550
1220	608,276253	223,16875	630



**Figura B.5.** Curva de Producción para Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Media

**Tabla B.6.** Valores para un Escenario Operacional SubInyectado con Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Media

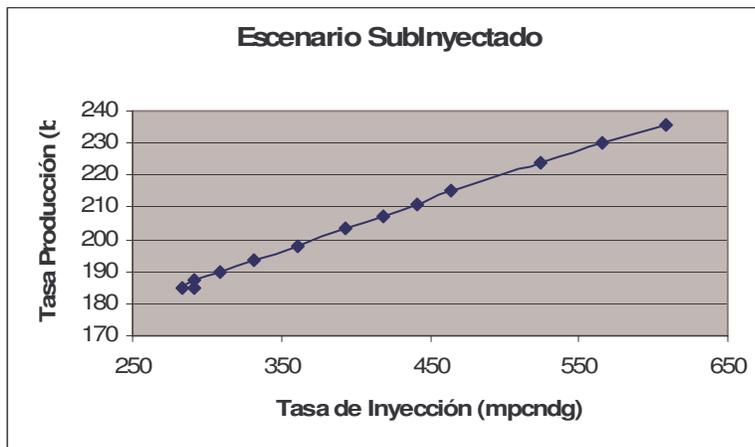
Pg,inj(Alto,psi)	Qinj(mpcndg)	Qprod(bpd)	Presión de Fondo(Medio,psi)
1190	754,983444	244,5194444	200
1200	744,983221	243,075	240
1210	741,619849	242,3111111	260
1230	744,983221	241,91875	270
1240	744,983221	241,5194444	280
1250	734,846923	239,8527778	320
1260	731,436942	238,9777778	340
1270	728,010989	238,075	360
1280	724,568837	237,1444444	380
1290	714,142843	235,2	420
1300	703,562364	233,1444444	460
1310	674,536878	228,1131944	550
1320	648,07407	223,16875	630



**Figura B.6.** Curva de Producción para Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Media

**Tabla B.7.** Valores para un Escenario Operacional SubInyectado con Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Alta

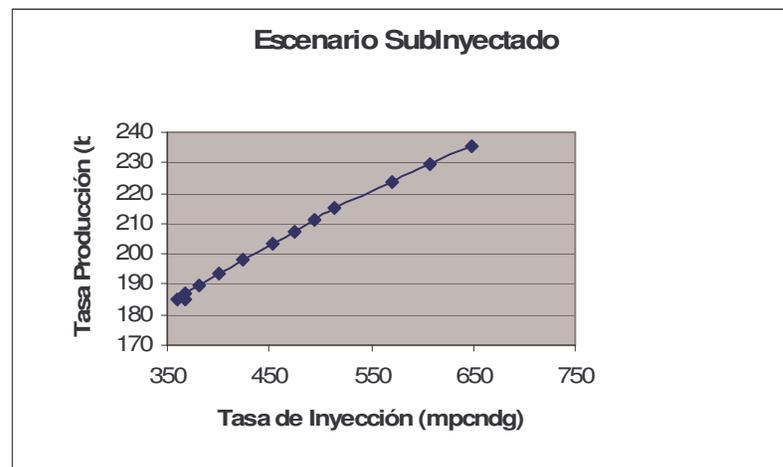
Pg,inj(Bajo,psi)	Qinj(mpcndg)	Qprod(bpd)	Presión de Fondo (Alto,psi)
1000	608,276253	235,6965278	410
1010	565,685425	229,8527778	520
1020	524,404424	223,8111111	620
1030	463,680925	214,91875	750
1040	441,588043	211,1861111	800
1050	418,330013	207,2798611	850
1060	393,700394	203,2	900
1070	360,555128	198,075	960
1080	331,662479	193,6131944	1010
1090	308,2207	189,91875	1050
1100	291,547595	187,075	1080
1110	282,842712	185,1444444	1100
1120	291,547595	185,1444444	1100



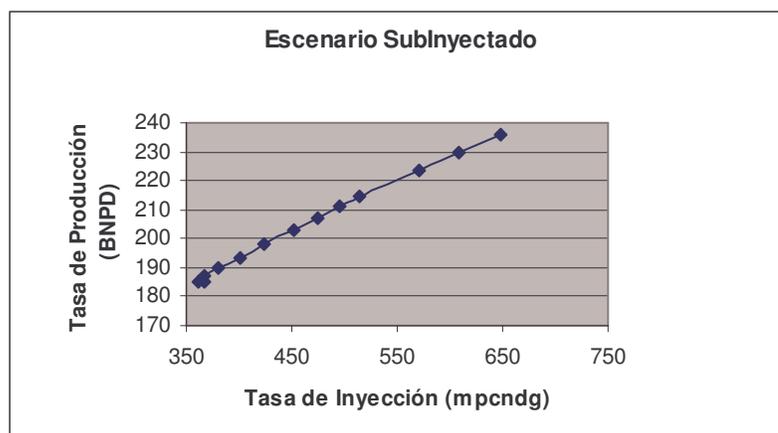
**Figura B.7.** Curva de Producción para Presión Revestidor Baja y Presión de Fondo Alta

**Tabla B.8.** Valores para un Escenario Operacional SubInyectado con Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Alta

Pg,inj(Medio,psi)	Qinj(mpcndg)	Qprod(bpd)	Presión de Fondo (Alto,psi)
1100	648,07407	235,6965278	410
1110	608,276253	229,8527778	520
1120	570,087713	223,8111111	620
1130	514,781507	214,91875	750
1140	494,974747	211,1861111	800
1150	474,341649	207,2798611	850
1160	452,769257	203,2	900
1170	424,264069	198,075	960
1180	400	193,6131944	1010
1190	380,788655	189,91875	1050
1200	367,423461	187,075	1080
1210	360,555128	185,1444444	1100
1220	367,423461	185,1444444	1100



**Figura B.8.** Curva de Producción para Presión Revestidor Media y Presión de Fondo Alta



**Figura B.9.** Curva de Producción para Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Alta

**Tabla B.9.** Valores para un Escenario Operacional SubInyectado con Presión Revestidor Alta y Presión de Fondo Alta

Pg,inj(Alto,psi)	Qinj(mpcndg)	Qprod(bpd)	Presión de Fondo (Alto,psi)
1190	681,909085	235,6965278	410
1200	644,204936	229,8527778	520
1210	608,276253	223,8111111	620
1230	561,248608	214,91875	750
1240	543,139025	211,1861111	800
1250	524,404424	207,2798611	850
1260	504,975247	203,2	900
1270	479,583152	198,075	960
1280	458,257569	193,6131944	1010
1290	441,588043	189,91875	1050
1300	430,116263	187,075	1080
1310	424,264069	185,1444444	1100
1320	430,116263	185,1444444	1100



