

**ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD DE CORROSIÓN INTERNA EN UN  
ACERO API 5L GRADO B DE PRODUCCIÓN, UTILIZANDO UNA  
TÉCNICA NEUROFUZZY**

**ING. RUBIEL ORDOÑEZ RODRIGUEZ**



**POSGRADO EN INGENIERÍA  
ESCUELA DE INGENIERÍA METALÚRGICA Y CIENCIA DE  
MATERIALES  
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
BUCARAMANGA  
2006**

**ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD DE CORROSIÓN INTERNA EN UN  
ACERO API 5L GRADO B DE PRODUCCIÓN, UTILIZANDO UNA  
TÉCNICA NEUROFUZZY**

**ING. RUBIEL ORDOÑEZ RODRIGUEZ**

**Trabajo de Grado presentado como requisito parcial para optar por el título de  
Master en Ingeniería.**

**Director**

**DARÍO YESID PEÑA BALLESTEROS**

**Ph.D. en Corrosión.**

**POSGRADO EN INGENIERÍA  
ESCUELA DE INGENIERÍA METALÚRGICA Y CIENCIA DE  
MATERIALES  
UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER  
BUCARAMANGA  
2006**

**A mis padres, hermanos y familiares  
Por su amor incondicional, fortaleza y ánimo  
que en cada momento me brindan.**

## **AGRADECIMIENTOS**

**El Autor expresa sus más sinceros agradecimientos a:**

**DIOS** Todopoderoso.

**MI MADRE**, María Claudina Rodríguez de Ordóñez, mi padre Alfonso Ordóñez Gómez (qepd) y todos mis hermanos y demás familiares con quienes he contado para llevar a cabo mis propósitos.

Darío Yesid Peña Ballesteros, PhD. En Corrosión y director de este proyecto.

Emil Guerra Monterrosas. Por su concejo permanente y apoyo incondicional.

A todos mis compañeros de esta promoción de la Maestría en Ingeniería de de la Universidad Industrial de Santander.

A todos mis amigos, especialmente, Gabriel Porras, Patricia Chajín, Ludwing López, Deyby Rios, Ciro Niño, Raúl González Darwin Martínez y a todas aquellas personas que en una forma directa o indirecta contribuyeron en el desarrollo de este proyecto y me apoyaron durante mis estudios de maestría.

**TITULO: ESTIMACIÓN DE LA VELOCIDAD DE CORROSIÓN INTERNA EN UN ACERO API 5L GRADO B DE PRODUCCIÓN, UTILIZANDO UNA TÉCNICA NEUROFUZZY<sup>1</sup>**

**AUTOR: RUBIEL ORDOÑEZ RODRIGUEZ <sup>2</sup>**

**Palabras Claves: Corrosión Interna, lógica difusa, petróleo crudo, CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S.**

Se propone una metodología neurofuzzy, para mejorar los resultados e interpretación de los modelos de corrosión interna en tuberías de producción de crudo (aceros API 5L Grado B), obtenidos mediante la aplicación de redes neuronales artificiales o técnicas basadas en regresiones lineales. El modelo permite estimar la velocidad de corrosión interna del acero al carbono en (mpy), utilizando como datos de entrada: el %BSW, el contenido de Fe, CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S, el pH de la solución, la salinidad. El modelado se realizó mediante sistema adaptativo neuro difuso ANFIS, que es un híbrido derivado de las redes neuronales y la lógica difusa.

Existen diferentes formas de combinar las redes neuronales y la lógica difusa, debido a flexibilidad que presentan ambas técnicas. Esto ha permitido la generación de múltiples combinaciones, cada una con diferente grado de integración entre las técnicas, pero dentro de estas posibles combinaciones se destaca un sistema híbrido conocido como ANFIS, que conserva las principales características de cada técnica y supera las principales desventajas de las mismas.

En el presente trabajo, el procedimiento experimental consiste en el entrenamiento y evaluación de diferentes configuraciones para el ANFIS, con la finalidad de encontrar la mejor configuración que permita alcanzar un equilibrio entre el nivel de error y el número de reglas del sistema. El entrenamiento es la fase de aprendizaje, se realiza mediante la presentación iterada de los datos al ANFIS. En el entrenamiento es donde el experto suministra su conocimiento y experiencia, mediante una adecuada selección del tipo y número de funciones de pertenencia (FP), en cada variable de entrada. Aquí se hicieron pruebas con más de diez tipos de configuraciones, casi todas brindaron buenos resultados.

1. Trabajo de investigación

2. Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Postgrado en Ingeniería.

Director: Darío Yesid Peña Ballesteros. Escuela de Ingeniería Metalúrgica y Ciencia de Materiales. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia.

**TITLE: MODELLING THE PROCESS OF INTERNAL CORROSION BY  
MEANS OF NEUROFUZZY**

**AUTHOR: RUBIEL ORDOÑEZ RODRIGUEZ <sup>2</sup>**

**Keywords:** Internal corrosion, Fuzzy Logic, oil, CO<sub>2</sub> and H<sub>2</sub>S.

A proposal of a neurofuzzy methodology to improve the results and interpretation of the models of internal corrosion into pipes of oil production (Steel API 5L Degree B), obtained by means of the application of artificial neural networks or techniques based on the lineal regressions. The model allows to estimate the corrosion speed of carbon steel (mpy), using as inputs the %BSW, Fe dissolver, CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S, pH of the solution, and salts. The modeling was carried out by means of ANFIS that is a hybrid derived from the neural networks and the fuzzy logic.

Different forms exist of combining the neural networks and the fuzzy logic, due to the flexibility that is present in both techniques. This has allowed the generation of multiple combinations, each one with different integration grades among the techniques, but within these possible combinations stands out a well-known hybrid system as ANFIS that conserves the main characteristics of each technique and it overcomes the main disadvantages of the same ones.

The experimental procedure consists on the training and evaluation of different configurations for the ANFIS, with the purpose of finding the best configuration that allows to reach a balance between the error level and the number of rules of the system. The training is the learning phase, it is carried out by means of the presentation taken out from the data to the ANFIS. In the training it is where the expert gives his knowledge and experience, by means of an appropriate selection of the type and number of membership functions (MF), in each input variable. Here tests were made with more than ten types of configurations, almost all offered good results.

1. Trabajo de investigación

2. Facultad de Ingenierías Físicoquímicas. Postgrado en Ingeniería.

Director: Darío Yesid Peña Ballesteros. Escuela de Ingeniería Metalúrgica y Ciencia de Materiales. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia.

## TABLA DE CONTENIDO

|  |      |
|--|------|
| DEDICATORIA .....  | iv   |
| AGRADECIMEINTOS .....  | v    |
| TABLA DE CONTENIDO.....  | vii  |
| LISTA DE FIGURAS.....  | x    |
| LISTA DE TABLAS .....  | xiii |
| RESUMEN.....   | xiv  |
| INTRODUCCION .....   | 1    |
| 1.1.OBJETIVOS.....   | 5    |
| 1.2. DESCRIPCION DEL DESARROLLO .....                              | 6    |
| 2. MARCO TEÓRICO.....  | 7    |
| 2.1. CORROSIÓN INTERNA .....                                       | 8    |
| 2.2. FACTORES QUE INCIDEN EN EL PROCESO DE CORROSIÓN INTERNA ..... | 9    |
| 2.2.1. Factor presión.....   | 9    |
| 2.2.2. Factor CO <sub>2</sub> .....                                | 13   |
| 2.2.3 Factor H <sub>2</sub> S.....                                 | 15   |
| 2.2.4 Factor Temperatura.....                                      | 19   |
| 2.2.5 Factor Humedad.....  | 20   |
| 2.2.6 Factor velocidad de los fluidos.....                         | 20   |
| 2.2.7 Factor Crudo.....  | 22   |
| 2.2.8 Factor Sólidos.....  | 23   |

|  |    |
|--|----|
| 2.2.9 Factor pH.....   | 24 |
| 2.3 MATERIAL DE LA TUBERIA.....                                | 27 |
| 3. MODELADO.....   | 29 |
| 3.1. REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA).....                  | 30 |
| 3.1.1 Características .....                                    | 31 |
| 3.1.2. Aplicaciones.....                                       | 31 |
| 3.1.3. Conexiones de una red neuronal.....                     | 32 |
| 3.1.4 Neuronas artificiales .....                              | 33 |
| 3.1.5. Estado de Activación.....                               | 34 |
| 3.1.6. Función de Activación .....                             | 34 |
| 3.1.7 Regla de Propagación .....                               | 35 |
| 3.1.8. Regla de Aprendizaje .....                              | 35 |
| 3.1.9. Aprendizaje supervisado .....                           | 36 |
| 3.2. LÓGICA DIFUSA (FL).....                                   | 37 |
| 3.2.1. El método Fuzzy .....                                   | 37 |
| 3.2.2. Características .....                                   | 38 |
| 3.2.3 Aplicaciones.....  | 39 |
| 3.2.4 Elementos de un sistema de inferencia difuso.....        | 39 |
| 3.2.5 Proceso de inferencia fuzzy.....                         | 42 |
| 3.2.6 Método del centro de gravedad.....                       | 43 |
| 3.3. SISTEMAS COMBINANDO LÓGICA DIFUSA Y REDES NEURONALES..... | 44 |

|   |    |
|---|----|
| 3.4. SISTEMA DE INFERENCIA ADAPTATIVO NEURO DIFUSO (ANFIS).....   | 47 |
| 3.4.1 Características.....  | 48 |
| 3.4.2 Capas de neuronas en el ANFIS.....  | 49 |
| 3.5. ENTRENAMIENTO Y FUNCIONAMIENTO.....  | 50 |
| 4. METODOLOGIA DE INVESTIGACIÓN.....  | 51 |
| 4.1 ETAPA 1. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA .....   | 51 |
| 4.2 ETAPA 2. REVISIÓN DE MÉTODOS BASADOS EN INTELIGENCIA COMPUTACIONAL UTILIZADOS EN EL MODELADO DE PROCESOS..... | 51 |
| 4.3 ETAPA 3. DETERMINACIÓN DE LAS VARIABLES DE MAYOR IMPORTANCIA.....   | 51 |
| 4.4 ETAPA 4. MODELADO.....  | 52 |
| 4.5 ETAPA 5. INFORME FINAL Y SUSTENTACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN.....                              | 53 |
| 5. RESULTADOS.....  | 54 |
| 5.1 Origen, análisis y adecuación de los datos.....   | 54 |
| 5.2 Selección del tipo y número de las funciones de pertenencia.....  | 55 |
| 5.3 Análisis de componentes principales.....  | 55 |
| 5.4 Clasificación de los datos.....   | 56 |
| 5.5 Normalización.....  | 57 |
| 5.6 Error relativo promedio.....  | 57 |
| 6. ANALISIS DE RESULTADOS.....  | 64 |
| 6.1 DISTRIBUCIÓN DEL ERROR EN LOS RESULTADOS.....   | 70 |

|  |    |
|--|----|
| 6.2 EL SOFTWARE DE LA HERRAMIENTA.....         | 71 |
| 6.3 EL HARDWARE DE LA HERRAMIENTA.....         | 71 |
| 6.4 VENTAJAS DE LA HERRAMIENTA CONSTRUIDA..... | 72 |
| CONCLUSIONES.....                              | 73 |
| RECOMEDACIONES.....                            | 75 |
| BIBLIOGRAFÍA .....                             | 76 |
| APENDICE A .....                               | 80 |
| APENDICE B .....                               | 81 |

## LISTA DE FIGURAS

|            |  |    |
|------------|--|----|
| Figura 1.  | Línea de producción de crudo con corrosión interna .....   | 1  |
| Figura 2.  | Reacciones de corrosión interna en las líneas de producción.....   | 8  |
| Figura 3.  | Efecto de la concentración del dióxido de carbono sobre la velocidad de corrosión. (mpy).....                              | 9  |
| Figura 4.  | Efecto de la presión parcial de CO <sub>2</sub> y la temperatura sobre el pH disminuye la solubilidad y aumenta el pH..... | 4  |
| Figura 5.  | Difractograma realizado a los productos sólidos de la tubería.....   | 14 |
| Figura 6.  | Fotografía del ataque tipo meseta en una línea de producción....   | 15 |
| Figura 7.  | Red Neuronal Artificial.....   | 30 |
| Figura 8.  | Partes de una Neurona Artificial.....  | 33 |
| Figura 9.  | Función de activación Lineal y Sigmoidal.....  | 34 |
| Figura.10. | Conjunto tradicional y fuzzy.....  | 37 |
| Figura 11. | Elementos de una variable fuzzy.....   | 41 |
| Figura 12. | Fuzzyficación de las entradas.....   | 43 |
| Figura 13. | Método del centro de gravedad.....   | 45 |
| Figura 14. | Esquema de modelos A. concurrentes B. cooperativos C. híbridos.....  | 47 |
| Figura 15. | Red neuronal aprendiendo factores de peso.....   | 48 |
| Figura 16. | Superficie de control generada por el ANFIS.....   | 55 |
| Figura 17. | Error relativo de la primera configuración.....  |    |

---

|            |   |    |
|------------|---|----|
| Figura 18. | Error relativo de la segunda configuración.....                           | 58 |
| Figura 19. | Error relativo de la tercera configuración.....                           | 60 |
| Figura 20. | Error relativo de la configuración final.....                             | 63 |
| Figura 21. | Velocidad esperada y generada de la configuración 1.....                  | 65 |
| Figura 22. | Ampliación de la velocidad esperada y generada de la configuración 1..... | 65 |
| Figura 23. | Velocidad esperada y generada de la configuración 2.....                  | 66 |
| Figura 24. | Ampliación de la velocidad esperada y generada de la configuración 2..... | 67 |
| Figura 25. | Velocidad esperada y generada de la configuración 3.....                  | 67 |
| Figura 26. | Ampliación de la velocidad esperada y generada de la configuración 3.     | 65 |
| Figura 27. | Velocidad esperada y generada de la configuración 4.....                  | 66 |
| Figura 28. | Ampliación de la velocidad esperada y generada de la configuración 4..... | 67 |
| Figura 29. | Velocidad esperada y generada de la configuración final.....              | 69 |

## LISTA DE TABLAS

|           |   |    |
|-----------|---|----|
| Tabla 1.  | Factores que inciden en la corrosión interna de los oleoductos.....                     | 7  |
| Tabla 2.  | Estimación de la corrosividad del fluido debida a la presión parcial de CO <sub>2</sub> | 11 |
| Tabla 3.  | Composición típica del acero API 5L Grado B.....  | 28 |
| Tabla 4.  | Método fuzzy.....   | 38 |
| Tabla 5.  | Rango de variación de los parámetros.....   | 39 |
| Tabla 6.  | Entradas de datos para la red hibrida.....  | 56 |
| Tabla 7.  | Primera configuración de prueba.....  | 58 |
| Tabla 8.  | Segunda configuración de prueba.....  | 60 |
| Tabla 9.  | Tercera configuración de prueba.....  | 61 |
| Tabla 10. | Configuración final .....   | 63 |
| Tabla 11. | Error relativo y desviación estándar de algunas configuraciones                         | 60 |
| Tabla 12. | Resultado de las pruebas de validación de la herramienta construida                     | 60 |

## INTRODUCCION

En las líneas de conducción de fluidos de producción (Figura 1) en la industria del petróleo, se ha considerado a la corrosión interna como el resultado de una sinergia de situaciones muy compleja, la cual requiere de la aplicación integrada de disciplinas y herramientas que provean toda la información necesaria para su descripción, entendimiento y prevención.

Figura1. Línea de producción de crudo con corrosión interna.



La implementación exitosa de un proyecto para el cálculo de la evolución real de la corrosividad de fluidos y la velocidad de corrosión interna de las líneas, requiere que se entienda muy bien la interacción y el grado de aporte de las variables esenciales que actúan en el proceso, para poder cuantificar de manera precisa la velocidad de corrosión causada sobre el material del cual se fabrican las líneas de transporte de crudos. Algunos de los mecanismos propuestos para estimar y predecir la velocidad

de corrosión se encuentran aún en etapa de creación y evaluación, debido a la dificultad de generar una expresión o serie de ecuaciones matemáticas que describan un fenómeno complejo no lineal como el de la corrosión interior, que pueda ser modelado por medio de una técnica tradicional. En ciencias e ingeniería, al igual que en muchas otras áreas tecnológicas la mayoría de los fenómenos que se presentan son de naturaleza no lineal, siendo en ocasiones casi imposible obtener un modelo matemático aproximado mediante una técnica convencional.

El modelado con técnicas de inteligencia artificial como los algoritmos genéticos, las redes neuronales, la lógica difusa y los modelos híbridos ha tomado fuerza en las dos últimas décadas como herramienta de modelado y control de procesos complejos.

En el presente trabajo se propone el uso de una técnica Neurodifusa para desarrollar una herramienta de software, capaz de predecir la velocidad de corrosión interna causada por la interacción de las variables principales del proceso, ya que en la actualidad esta propiedad se obtiene por medio de costosas técnicas electroquímicas de campo y empleando una gran cantidad de tiempo, impidiendo así la obtención de una muestra representativa de velocidades que permita obtener conclusiones en tiempo real y desarrollar a tiempo los planes de mantenimiento de las líneas de producción de los fluidos de producción de un campo petrolero.

Aunque los trabajos iniciales sobre el cálculo de la velocidad de corrosión desarrollados por de Waard & Milliams son modelos muy antiguos, sus autores lo desarrollaron presentando inicialmente un nomograma de predicción de la corrosión por  $\text{CO}_2$ , construido con base en pruebas de laboratorio a bajas presiones y temperaturas en celdas de vidrio y a condiciones estáticas. El modelo fue concebido inicialmente para predecir la corrosión por  $\text{CO}_2$  en las tuberías de producción de pozos de gas. Se caracterizó por predecir velocidades de corrosión bastante altas, considerando el caso más pesimista y conservador posible.

Luego, los mismos autores propusieron algunas modificaciones a este modelo introduciendo factores correctivos que tuvieran en cuenta: la formación de películas a altas temperaturas, el efecto de la presencia de hidrocarburos, la relación entre la concentración de hierro y el pH de la solución, el efecto de la presencia de los inhibidores de corrosión y del glicol.

Se presentó una corrección del modelo en el año (1995), con la colaboración de otros autores como U. Lotz y A. Dugstad quienes trabajaron en circuitos hidrodinámicos de altas presiones. El modelo involucra el efecto de la velocidad del fluido, por medio de una correlación semi – empírico, conocida como “correlación de Resistencias”, donde se tiene en cuenta el transporte de masa de las especies y el control del sistema por reacción de transferencia de carga.

Se puede afirmar que este modelo es de los más utilizados y sus ecuaciones son abiertas al público, siendo este el paso más importante hacia la descripción matemática del fenómeno de corrosión interna.

S. Srinivasan and R. D. Kane (1996) Estudiaron el efecto de las variables operacionales en la predicción de corrosividad de CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S en ambientes de producción, el efecto combinado de las variables de corrosión y los diferentes rangos de condiciones que permitieron predecir la velocidad límite de corrosión. Aplicaciones de esta tecnología se pueden encontrar en la industria de la refinación de petróleo, producción petroquímica y generación de energía.

V. Jangama and S. Srinivasan. (1997) investigó sobre un modelo de computador para predicción de corrosión de aceros al carbono”, Paper No. 973 18. Corrosion/97, New Orleans, LA,. El objetivo de este trabajo fue mostrar los efectos cuantitativos y semicuantitativos de estas variables en la corrosividad de crudos.

Per Gartland y Roy Johnsen (2003) realizaron una aplicación del modelado de la corrosión interna en la evaluación del riesgo en las tuberías (Corroscan ASA Noruega). En los datos de entrada al simulador tuvo en cuenta el efecto de parámetros como el crecimiento de películas de carbonato, perfiles de la tubería, composición del fluido, producción, químicos inyectados.

Srdjan Nesic, Shihuai Wang SPE (2004) investigaron sobre la influencia del modelo de flujo multifásico integrado con corrosión por CO<sub>2</sub> (universidad de Ohio); Tuvo en cuenta en los datos de entrada al simulador el efecto de parámetros como el crecimiento de películas de carbonato, morfología del ataque, cinética de las reacciones electroquímicas, y efecto de trazas de H<sub>2</sub>S.

En este trabajo de investigación, se desarrollará un método encaminado a determinar el problema de corrosión interna que se presenta en las redes de producción de petróleo desde cabeza de pozo hasta las estaciones de recolección.

Su propósito es mejorar el entendimiento, comportamiento y predicción del fenómeno de corrosión interna en líneas, mediante la aplicación de un modelo Neurofuzzy de velocidad de corrosión para mejorar el mantenimiento de las líneas de producción de petróleo, cambiando a una filosofía de mantenimiento preventiva y predictiva.

## **1.1. OBJETIVOS**

El principal objetivo de este trabajo es aplicar una herramienta computacional Neurofuzzy que integre la información numérica y heurística y los conocimientos acerca de la predicción de la corrosión interna en tuberías de aceros API 5L grado B de producción en superficie. Los objetivos específicos empleados para llevar a cabo este propósito involucra la realización de los siguientes puntos:

1. Aplicar una herramienta computacional que permita predecir la evolución real de la corrosividad del fluido y la velocidad de corrosión utilizando datos de campo, laboratorio y experiencia.
2. Predecir la corrosión interna utilizando los parámetros operacionales disponibles.
3. Validar la herramienta mediante la comparación de los resultados obtenidos contra los resultados disponibles de pruebas electroquímicas.

## **1.2. DESCRIPCION DEL DESARROLLO**

Esta tesis se encuentra organizada de la siguiente forma: El capítulo 1 presenta una breve introducción al tema, en el capítulo 2 se presenta una descripción de los aspectos fundamentales de la corrosión interna y una revisión teórica de los principales elementos o variables que intervienen en dicho proceso. El capítulo 3 presenta un resumen de las técnicas modernas empleadas en el modelado de procesos y la explicación de algunas de ellas. En el capítulo 4 se expone la metodología empleada en el desarrollo de la herramienta y finalmente en el capítulo 5 se presentan los resultados conclusiones y recomendaciones a trabajos futuros, con los que se puede profundizar más, en esta línea de investigación.

## 2. MARCO TEÓRICO

Los metales normalmente no existen en la naturaleza como sustancias puras, sino como minerales. La transformación de los minerales en forma de sales, óxidos, etc., requiere de una energía para convertirse a metales; y de igual forma esta energía es liberada cuando el metal sufre un proceso de corrosión. Todos los problemas de corrosión que ocurren en los sistemas de producción de petróleo son debidos a la presencia de agua, por lo tanto, en este caso, la corrosión es un proceso de naturaleza electroquímica. La corrosión interna en las líneas con presencia de CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S está influenciada por una serie de factores, entre los que se encuentran parámetros ambientales, metalúrgicos e hidrodinámicos, estos factores se deben tener en cuenta para predecir la corrosividad de forma cuantitativa o cualitativa, ver Tabla 1.

Tabla 1. Factores que inciden en la corrosión interna de los oleoductos.

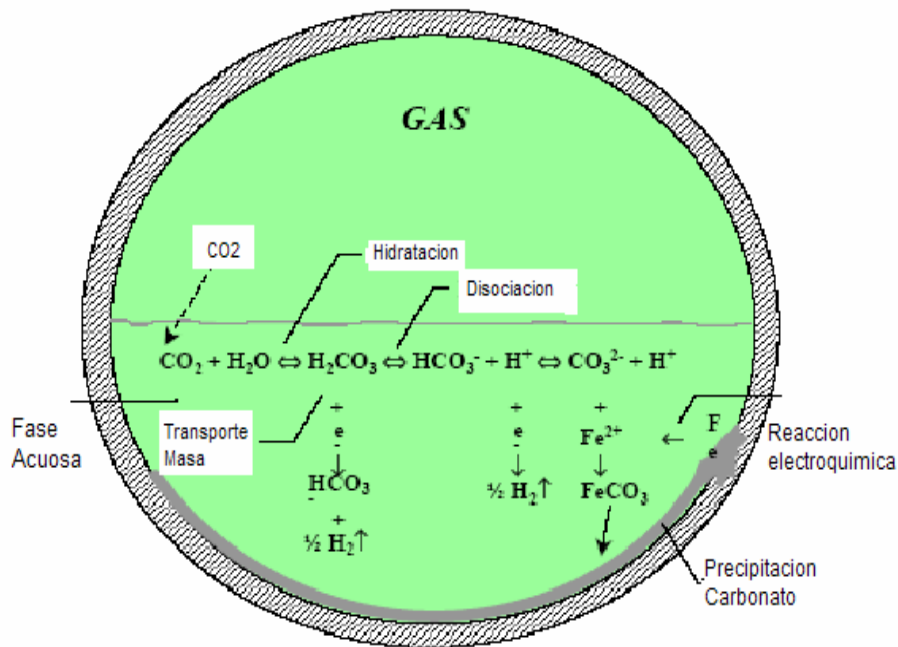
| ASPECTOS<br>MECÁNICOS  | MATERIALES Y<br>METALURGIA   | CORROSIÓN<br>ELECTROQUÍMICA Y<br>QUÍMICA DEL MEDIO   | HIDRODINÁMICA   |
|--|--|--|---|
| <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Esfuerzos</li> <li>✓ SCC</li> <li>✓ SSC</li> <li>✓ HIC</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Aceros actuales</li> <li>✓ API (5L X52<br/>5L X69)</li> <li>✓ Aceros nuevos</li> <li>✓ Soldadura</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Cinética electroquímica:</li> <li>✓ Composición H<sub>2</sub>S, CO<sub>2</sub>, Sales, películas.</li> <li>✓ Temperatura</li> <li>✓ Presión</li> <li>✓ Humedad</li> <li>✓ pH</li> </ul> | <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ FLUJO:</li> <li>- Monofásico</li> <li>- Multifásico</li> <li>- Turbulencia</li> <li>- Erosión</li> </ul> |

Tomado de L. López y R. Ordóñez (2003).

## 2.1. CORROSIÓN INTERNA

La corrosión interna representa un serio problema, cuando se transporta un fluido con un alto contenido de componentes ácidos, tales como CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S por tuberías (Ver la figura 2), ya que estos componentes al reaccionar con el agua presente, forman compuestos que son altamente corrosivos; por lo tanto, se puede afirmar, que si no se tiene el suficiente contenido de agua en el fluido para que se produzcan estos compuestos, no se presentará una corrosión significativa en la tubería; pero si por el contrario, se tiene una alto contenido de agua, así como de compuestos ácidos, se tendrá una velocidad alta de corrosión.

Figura 2. Reacciones de corrosión interna en las líneas de producción.



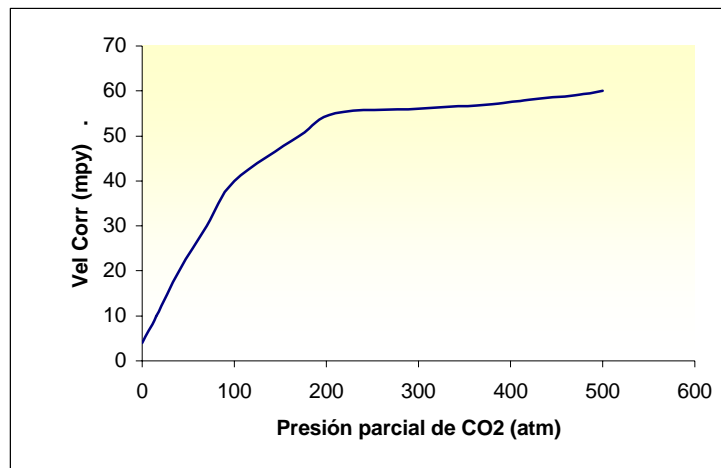
Tomado de Shell Global Solutions (2003).

## 2.2. FACTORES QUE INCIDEN EN EL PROCESO DE CORROSIÓN INTERNA

### 2.2.1 Factor presión

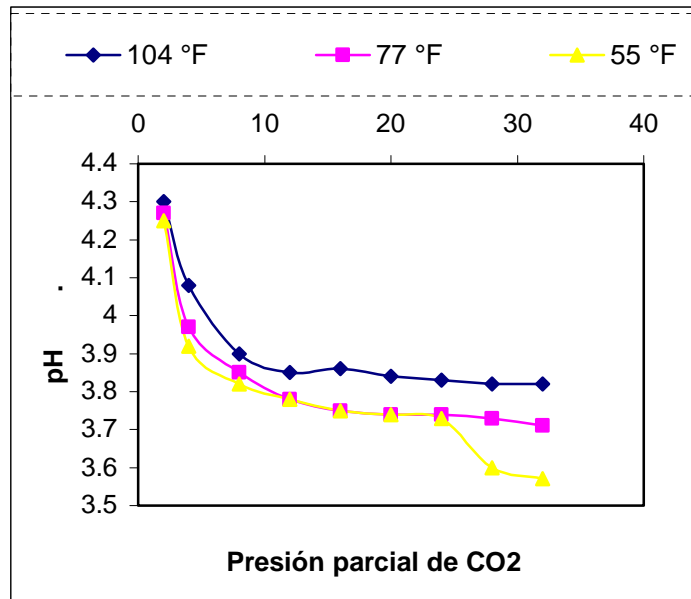
La corrosión causada principalmente por la disolución del dióxido de carbono es comúnmente llamada corrosión “dulce”. Además de la acidez producida por el dióxido de carbono, la velocidad de corrosión dulce es algunas veces afectada por la presencia de ácidos orgánicos de bajo peso molecular. El efecto de la presión parcial del dióxido de carbono sobre la velocidad de corrosión se muestra en la Figura 3.

Figura 3. Efecto de la concentración del dióxido de carbono sobre la velocidad de corrosión. (mpy)



Los factores que determinan la solubilidad del dióxido de carbono son: la presión, la temperatura y la composición del agua. El efecto de la presión sobre la solubilidad del dióxido de carbono se representa en la Figura 4. Es muy evidente, que la solubilidad del dióxido de carbono en agua, se incrementa con el aumento en la presión y su correspondiente disminución de pH.

Figura 4. Efecto de la presión parcial de CO<sub>2</sub> y la temperatura sobre el pH disminuye la solubilidad y aumenta el pH.



Cuando el agua contiene una gran cantidad de sólidos disueltos, el efecto de la presión se disminuye y se evita el descenso del pH. La presión parcial del dióxido de carbono puede ser usada como un primer estimativo de corrosividad de un pozo de condensado de gas.

$$PCO_2 = XCO_2 * P \quad (1)$$

Donde: P<sub>co<sub>2</sub></sub> : Presión parcial del dióxido de carbono.

X<sub>co<sub>2</sub></sub> : Fracción molar de dióxido de carbono.

P : Presión total.

Las relaciones mostradas en la Tabla 2, utilizando la presión parcial del dióxido de carbono, se pueden usar como un criterio para predecir la corrosividad. Estas relaciones no aplican cuando el agua producida tiene un alto contenido de minerales o el vapor de gas contiene oxígeno y/o sulfuro de hidrógeno en adición al dióxido de

carbono. Sin embargo, debido a que la corrosión puede ocurrir cuando el contenido de dióxido de carbono es alto, la presión parcial del dióxido de carbono es útil como una primera aproximación en la predicción de la corrosividad.

Tabla 2. Estimación de la corrosividad del fluido debida a la presión parcial de CO<sub>2</sub>.

| Presión Parcial del Dióxido de Carbono | Grado de Corrosividad       |
|--|-----------------------------|
| > 30 psi                               | Usualmente indica corrosión |
| 3 -30 psi                              | Puede indicar corrosión     |
| < 3 psi                                | No corrosivo                |

La corrosión por CO<sub>2</sub> ocurre generalmente en superficies que están expuestas libremente al ambiente corrosivo. Las áreas cubiertas, como rendijas estrechas, no son atacadas, aunque ellas puedan estar humedecidas por el fluido; por consiguiente, la corrosión por CO<sub>2</sub> en general no causa daño a las superficies de las roscas y similares. Al examinar tuberías dañadas, se deduce que la distribución de las áreas corroídas puede generalmente estar relacionada con los parámetros metalúrgicos o del fluido.

La corrosión por CO<sub>2</sub>, se ve afectada por la velocidad del fluido, ya que causa:

- Aceleración del proceso de disolución.
- Erosión de la película.
- Incremento del transporte de ácido carbónico.

El efecto de otros productos de corrosión puede influir en la corrosión por CO<sub>2</sub>: Los productos de corrosión Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub> y FeS son estables en ambientes con presión parcial de CO<sub>2</sub> baja y con un pequeño contenido de H<sub>2</sub>S. La presencia de H<sub>2</sub>S en el fluido aumenta la susceptibilidad del material del oleoducto al agrietamiento y los

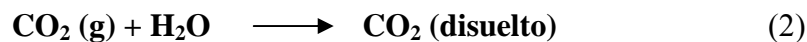
problemas de corrosión asociados con servicio ácido, sin embargo, la presencia de H<sub>2</sub>S puede tener un efecto beneficioso sobre la corrosión en hidrocarburos húmedos con CO<sub>2</sub>, ya que las capas de sulfuro brindan protección al acero. El efecto no está cuantificado pero significa que tuberías expuestas a un gas que contiene niveles bajos de H<sub>2</sub>S, a menudo se corroen con velocidades más bajas que los sistemas completamente dulces con temperaturas y presiones de CO<sub>2</sub> similares. (Forero. A (2004)).

### 2.2.2. Factor CO<sub>2</sub>

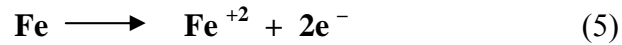
Es el compuesto corrosivo más abundante y común que se encuentra en los fluidos de producción de los pozos.

Se han postulado varios mecanismos para el proceso de corrosión entre los cuales podemos destacar los de De Waard (1995) y Williams, Schmitt, Nesic (2003), entre otros; los cuales involucran ácido carbónico o el ión bicarbonato formado en la disolución del CO<sub>2</sub> en agua, esto conduce a velocidades de corrosión mayores que las esperadas para la corrosión en ácidos fuertes con el mismo pH.

El CO<sub>2</sub> disuelto en agua produce ácido carbónico, un ácido débil comparado a los ácidos minerales que no se disocian completamente, este ácido disminuye el pH de la solución, e incrementa su corrosividad. Los siguientes son algunos de los pasos de la reacción con ácido carbónico.



Este ácido ataca al hierro formando un carbonato de hierro y el efecto de corrosión es directo sobre la tubería:



Reacción global:



La medida de acidez de la solución acuosa es un criterio importante relacionado con la corrosividad del CO<sub>2</sub>, cuando reacciona el CO<sub>2</sub> con agua, forma ácido carbónico y este afecta el valor del pH de la solución.

Los resultados de análisis químico realizado a los fluidos de producción han demostrado en general que el ambiente de los fluidos de los campos colombianos es ácido. Además, el análisis visual sobre las formas de corrosión predominante en las líneas que han presentado fallas en los campos colombianos y que ha sido confirmado por el análisis químico de las muestras de los productos de corrosión, muestran la presencia de la forma de corrosión predominante en sistemas con CO<sub>2</sub> “Ataque tipo Meseta”, una ilustración de esto se aprecia en las figuras 5 y 6.

Los depósitos están compuestos principalmente por carbonato de hierro tipo siderita (FeCO<sub>3</sub>), cuarzo (SiO<sub>2</sub>), hidróxido de hierro tipo geotita FeO(OH), óxidos de hierro tipo magnetita (Fe<sub>3</sub>O<sub>4</sub>) y wustita (FeO). Con base en este análisis se observa la importancia de considerar en la evaluación de la velocidad de corrosión para este caso en particular el efecto de la presencia del CO<sub>2</sub> y el pH de la solución. Es importante tener en cuenta que el CO<sub>2</sub> se considera como el principal causante de la corrosión interna en tuberías de conducción de crudo.

Figura 5. Difractograma realizado a los productos sólidos de la tubería.

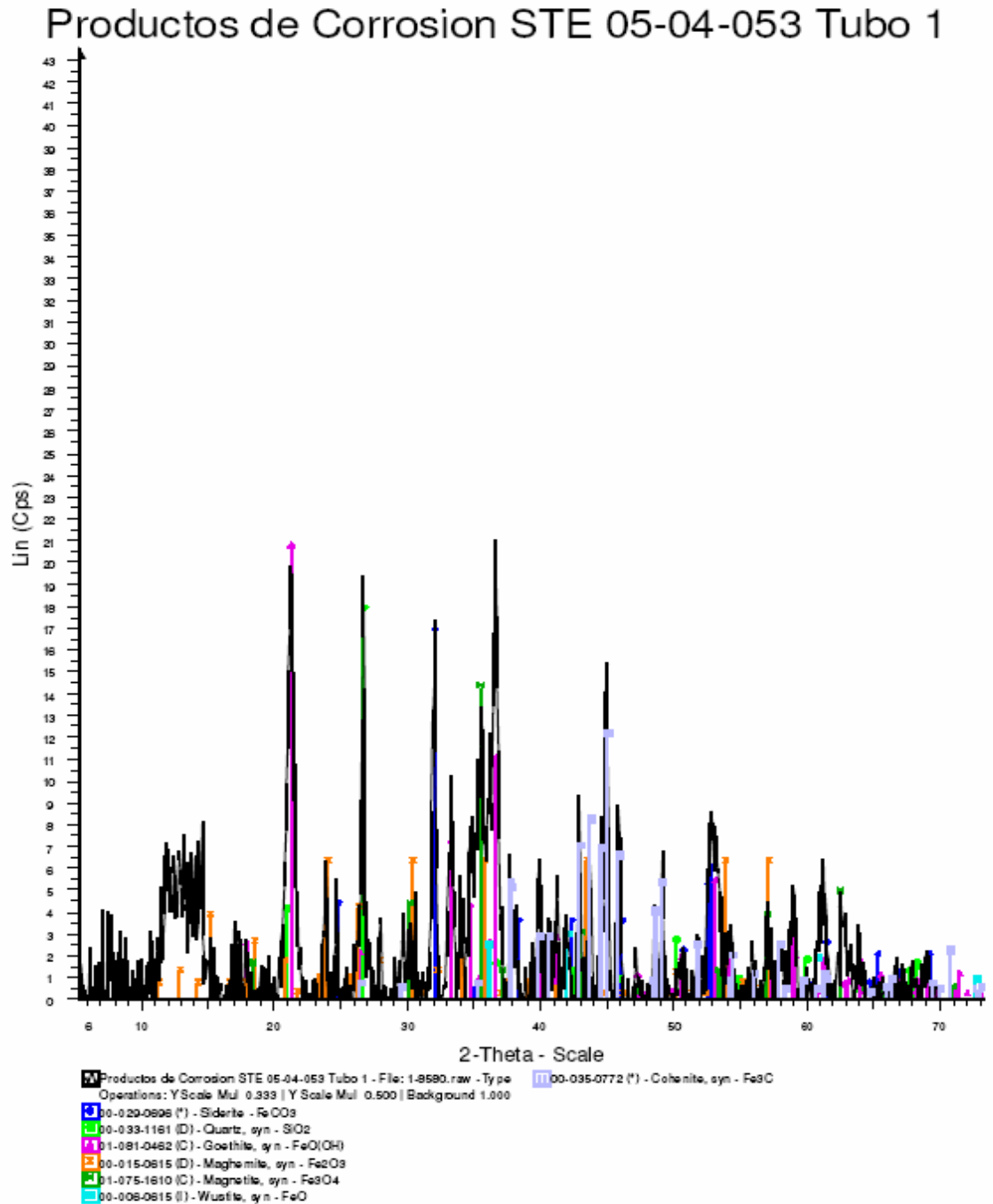
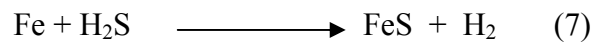


Figura 6. Fotografía del ataque tipo meseta en una línea de producción.



### 2.2.3. Factor H<sub>2</sub>S

El H<sub>2</sub>S puede tener dos efectos sobre la corrosión dependiendo de su concentración; A bajas concentraciones puede formar películas de sulfuro de hierro y detener la corrosión, y a altas concentraciones puede ocasionar corrosión intergranular bajo esfuerzos. Bajas concentraciones se consideran para este caso del orden de 2 a 6 x 10<sup>-3</sup> psia de presión parcial del H<sub>2</sub>S o valores entre 10 y 50 ppm en el gas. Srinivasan y Kane (2003), consideran que, en la relación de las presiones parciales del CO<sub>2</sub> y del H<sub>2</sub>S, P<sub>CO2</sub>/P<sub>H2S</sub> < 50, existe la tendencia a depositarse FeS.



El sulfuro de hierro se adhiere a la base metálica semejante a una pólvora negra o una escama. La escama tiende a causar una aceleración local de la corrosión, debido, a que el sulfuro de hierro es catódico con respecto al acero; y esto usualmente resulta en un profundo picado de la tubería.

El ampollamiento de hidrógeno (*Hydrogen Blistering*) y el agrietamiento de sulfuro son otros serios problemas que pueden resultar de la corrosión por sulfuro de hierro. En el ampollamiento, el hidrógeno entra en el acero de baja resistencia, debido a que éste presenta defectos macroscópicos, tales como, laminaciones, inclusiones, o cualquier vacío, los cuales suministran un lugar para que los átomos de hidrógeno se combinen, formando gas hidrógeno y creando una presión suficiente para que se forme la ampolla. El agrietamiento se refiere a una falla quebradiza espontánea, que ocurre en el acero cuando este se expone a sulfuro de hidrógeno húmedo o a otros ambientes sulfhídricos.

El ácido formado por la disolución del  $H_2S$  es aproximadamente tres veces más soluble que el  $CO_2$ . Como resultado de lo anterior, las contribuciones de presiones parciales de  $CO_2$  y  $H_2S$  a la disminución del pH son básicamente similares. El  $H_2S$  puede causar también corrosión en soluciones neutrales, con una velocidad de corrosión uniforme que es generalmente muy baja. Además, el  $H_2S$  puede jugar un papel importante en el tipo y resistencia mecánica de las películas de productos de corrosión, aumentando o disminuyendo su resistencia.

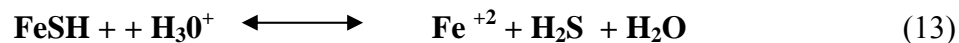
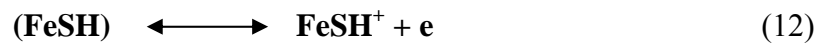
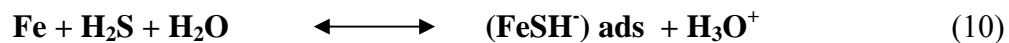
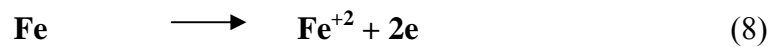
La naturaleza de la interacción del  $H_2S$  y  $CO_2$  con aceros al carbono es compleja. Se tiene conocimiento de que las capas de productos de corrosión formadas sobre aceros templados pueden ser protectoras o pueden llevar a una falla rápida, dependiendo de las condiciones de producción. Esto se debe principalmente a que una película de sulfuro de Fe ( $FeS$ ) se formará si el  $H_2S$  es predominante, y el carbonato de hierro ( $FeCO_3$ ) se formará si el  $CO_2$  es predominante en los gases.

Cuando la relación  $CO_2/H_2S < 50$  el proceso de corrosión es dominado por  $H_2S$ , ya que el producto de corrosión que prevalece proviene de la reacción del  $H_2S$  con el acero para formar sulfuro de hierro ( $FeS$ ), el cual puede ser más protector al acero que la misma capa de  $FeCO_3$ . Sin embargo, esta capa es catódica con respecto al acero y en esos sitios donde no se haya formado la capa de  $FeS$  puede manifestarse

corrosión por picaduras, produciendo altas velocidades localizadas de corrosión. John, R. C et. al (2002).

La corrosión por CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S puede manifestarse como un desgaste general o ataque localizado, no obstante en la corrosión por CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S, es inusual encontrar corrosión uniforme que se extienda sobre grandes áreas. El ataque localizado puede tomar la forma de ranuras paralelas que se extienden en la dirección de flujo; este fenómeno se conoce como corrosión localizada inducida por flujo.

El sulfuro de hidrógeno es extremadamente soluble en agua, y al disolverse se comporta como un ácido débil y usualmente causa picado de la tubería. El ataque debido a la presencia del sulfuro de hidrógeno esta descrita como una corrosión ácida. El ácido débil formado, ataca el hierro y forma un sulfuro de hierro insoluble. Las reacciones que ocurren según el mecanismo propuesto por Cheng (1998) y colaboradores basados en el trabajo de Iofa son:



En este mecanismo el  $H_2S$  se absorbe primero sobre la superficie del hierro. El sulfuro de hierro se adhiere a la base metálica semejante a una pólvora negra o una escama. La escama tiende a causar una aceleración local de la corrosión, debido a que el sulfuro de hierro es catódico al acero; y esto usualmente resulta en un profundo picado de la tubería.

Por lo general el  $H_2S$  se encuentra en bajas concentraciones y existe la posibilidad de deposición  $FeS$  en algunos de los pozos y líneas de los campos colombianos. Algunos autores como Kapusta (2005) mencionan adicionalmente el cuidado que se debe tener cuando hay presencia de  $FeS$ , porque no todas las veces esta película es protectora permitiendo la formación de picado. Los elementos que desestabilizan la película de  $FeS$  como el  $CaCO_3$ , los cloruros y el S libre.

Otro aspecto importante a considerar es el efecto del  $H_2S$  sobre el pH, ya que también se disminuye cuando aumenta su concentración en presencia del  $CO_2$ , como lo mencionan en sus publicaciones Crolet y Bonis (1984). Al disminuir el pH se incrementa la corrosión, luego en el modelo matemático de predicción de velocidades de corrosión se debe considerar el pH afectado por el  $H_2S$ .

En soluciones alcalinas la velocidad de corrosión se disminuye debido a la formación de  $FeS$ , la cual es favorecida por la disminución de la solubilidad del sulfuro sólido y la disminución de la reacción de reducción del Hidrógeno. Para pH superiores a 4, se forma una capa de sulfato que puede promover la pasivación de la superficie. Para pH entre 4 y 7 la capa de sulfato se quiebra permitiendo así que la disolución de hierro prosiga, y aumente la formación de precipitados desde el mismo sulfato sobre la capa inicial. Al aumentar la presión de  $H_2S$  se aumenta la fracción de cobertura de la capa de  $FeS$ , sin embargo las velocidades de corrosión para elevadas presiones de  $H_2S$  aumentan, debido a una reducción adicional que sufre el gas cuando se encuentra disuelto en la solución.

#### 2.2.4. Factor Temperatura

Estudios de laboratorio demuestran que la velocidad inicial de la corrosión uniforme aumenta hasta 70-90 °C, probablemente debido al incremento de la transferencia de masa y de las velocidades de transferencia de carga. Por encima de esas temperaturas, la velocidad de corrosión empieza a disminuir; esta disminución se atribuye a la formación de una capa más protectora, debido a la disminución en la solubilidad del carbonato de hierro, y también a que entran a competir la transferencia de masa y las velocidades de corrosión; como resultado, los procesos de difusión llegan a determinar la velocidad de corrosión.

En la corrosión de aceros al carbono, en un ambiente húmedo con CO<sub>2</sub>, la formación y protección de la capa de productos de corrosión (FeCO<sub>3</sub>) depende de un gran número de factores. La temperatura varía el parámetro de la cinética, por lo que aumenta la velocidad de corrosión. Como consecuencia indirecta modifica la estructura del metal, disminuye la solubilidad del CO<sub>2</sub> y de O<sub>2</sub> y disminuye el proceso catódico aumentando el coeficiente de difusión.

Se han observado velocidades de corrosión muy altas (hasta 130 °C) en la parte superior de algunos pozos con gas, agravadas por las altas velocidades de condensación de agua. Para el acero al carbono, alrededor de 100°C, se presenta una velocidad de corrosión máxima. Este comportamiento está relacionado con la formación de FeCO<sub>3</sub>, que es el principal producto de corrosión en ambientes con CO<sub>2</sub>, según los resultados de las pruebas realizadas por diferentes autores, se pueden relacionar los tipos de corrosión, con la velocidad de corrosión:

- ◆ Por debajo de 60°C: Corrosión general
- ◆ Alrededor de 100°C: Corrosión tipo meseta
- ◆ Por encima de 150°C: Resistente a la corrosión

### **2.2.5. Factor de Humedad**

La corrosión tiene lugar al entrar en contacto el acero de la tubería con el agua contenida en el fluido. El grado de severidad dependerá tanto del contenido de agua, como del tiempo de contacto; aunque estos dos parámetros no pueden separarse del efecto causado por el régimen de flujo.

Los principales factores que influyen en la humedad de la tubería son:

- Régimen y velocidad de flujo
- Condición superficial de la tubería
- Condensación de agua
- Esparcimiento de agua debido al cambio en el perfil del flujo
- Efecto de mezcla

### **2.2.6. Factor Velocidad de los Fluidos**

La corrosión está afectada por la velocidad del fluido, generalizando se puede afirmar lo siguiente:

- Fluidos con baja velocidad o líquido estancado, usualmente dan bajas velocidades de corrosión, pero el picado es más probable.
- Las velocidades de corrosión usualmente aumentan con la velocidad del fluido, pero hay excepciones.
- Altas velocidades o la presencia de sólidos suspendidos y burbujas de gas pueden llevar a corrosión erosión, o cavitación.

De la velocidad del fluido puede depender que una película protectora de carbonatos, sulfuros, óxidos del mismo metal, aceite o inhibidores persista o se genere una erosión corrosión del metal.

Generalmente, en medios con  $\text{CO}_2$  y  $\text{H}_2\text{S}$  cuando la velocidad del fluido se incrementa la velocidad de corrosión aumenta, gobernado el sistema por un mecanismo de transporte de masa. A medida que continúa el aumento de la velocidad del fluido, la velocidad de corrosión se puede disminuir levemente si el mecanismo cambia a un control por transferencia de carga, siendo la velocidad de la reacción electroquímica, el mecanismo controlante de la corrosión.

Dependiendo del flujo de cada una de las fases presentes en los pozos o tuberías, y de sus propiedades físicas, se presentan diferentes patrones de flujo, como el flujo estratificado, el flujo anular y el flujo “slug” entre otros. Cada uno de estos patrones de flujo tiene un grado de turbulencia diferente y por lo tanto un efecto en la corrosión que depende de la velocidad del fluido y del esfuerzo de corte.

Cuando la velocidad del fluido es considerablemente alta, se puede presentar un fenómeno de erosión corrosión que consiste en la remoción de las películas protectoras. Una morfología conocida en el caso de la corrosión por  $\text{CO}_2$  en aceros al carbono, a altas velocidades del fluido, es la corrosión tipo Mesa, que ocurre cuando existen películas de carbonatos que son removidas por la alta turbulencia del flujo.

W. P. Jepson (1997) y J. Villarreal (2003), han realizado estudios en flujo multifásico tipo “slug”, en tubería horizontal, y han desarrollado correlaciones para calcular la velocidad de corrosión en función del gradiente de presión y de la frecuencia del “slug”. Los autores han reportado que la corrosión en flujo multifásico tipo “slug” incrementa cuando las frecuencias de los slugs aumentan.

Se tiene conocimiento que existen velocidades por encima de 1 m/s para la fase líquida, y que el patrón de flujo predominante en tuberías es el turbulento.

### **2.2.7. Factor Crudo**

Los sistemas de producción pueden ser clasificados como dominados por crudo, o dominados por gas de acuerdo con su GOR (relación gas aceite) de los ambientes de producción. Si el ambiente tiene un GOR  $< 890 \text{ m}^3/\text{m}^3$  (5000 scf/bbl) “pies cúbicos estándar de gas por barril” la tendencia a la corrosión y el agrietamiento se reduce substancialmente, esto es causado por el posible efecto de inhibición de la película de aceite sobre la superficie del metal, lo cual efectivamente reduce la corrosividad del ambiente. Sin embargo, el efecto inhibitor es dependiente que la fase oleica sea persistente y actúe como barrera entre el metal y el ambiente corrosivo y otros componentes orgánicos presentes en el crudo, cantidad de la fase oleica y sus características fisicoquímicas o geoquímicas. Las fases líquidas, agua/aceite, cuando se mueven dentro de la tubería pueden formar dispersiones, emulsiones o pueden viajar segregadas. Desde el punto de vista de la corrosión el mayor problema ocurre cuando la fase acuosa humedece la superficie del metal. Srinivasan and Tebbal (1998)

La persistencia de la fase oleica es un fuerte factor de protección de la corrosión en sistemas con altos cortes de agua, en sistemas con una fase oleica persistente y un corte de agua por encima del 45% la corrosión es casi totalmente suprimida independiente del tipo de hidrocarburo. La mojabilidad relativa de la fase oleica contra la fase acuosa tiene un efecto significativo contra la corrosión. Las superficies que son humedecidas por el aceite presentan velocidades de corrosión significativamente mas bajas.

En un flujo disperso, como lo menciona U. Lotz y Bodegom (1991), se puede esperar que la velocidad de corrosión sea proporcional a la frecuencia del impacto de las gotas de agua sobre la superficie del metal, al área de contacto y al tiempo de

residencia. Si en algún momento el aceite está mojando la superficie del metal, la alta velocidad del fluido causará el impacto de las gotas de agua y a la vez altos esfuerzos de corte que pueden contribuir a la remoción del aceite.

Los hidrocarburos pueden exhibir una tendencia a formar emulsiones estables por la presencia de componentes con grupos polares. La habilidad de los aceites crudos para formar emulsiones estables depende de la química del aceite, de la gravedad específica, de la viscosidad, de la velocidad y presión del sistema, de la temperatura y de las condiciones de flujo. Si se forma una emulsión agua en aceite, el agua se puede mantener en la emulsión y se previene la mojabilidad por el agua en la pared del tubo, permitiendo consecuentemente una reducción en la velocidad de corrosión. Por el contrario, si se tiene una emulsión aceite en agua, entonces ocurrirá la humectación, por el agua, de la pared de la tubería.

En casos donde la velocidad del flujo decrece localmente, las fases se pueden separar, por ejemplo, en las zonas más bajas de las líneas. Existe una velocidad crítica para evitar la separación aceite/agua y la formación de un flujo segregado. Para un diámetro particular de tubería, la velocidad crítica para que el agua se mantenga en el crudo fluyendo se puede predecir por el método propuesto por M. Wicks y J. P. Fraser (1996). Estos autores encontraron que generalmente la velocidad crítica es cercana a 1 m/s para la mayoría de los crudos o en algunos casos alrededor de 0.5 m/s en pozos de petróleo. Algunos factores que pueden influir en la determinación de la velocidad crítica pueden ser: las densidades del agua y del hidrocarburo, la tensión interfacial entre el hidrocarburo y el agua, la viscosidad del hidrocarburo, la velocidad del fluido, el diámetro de la tubería y el tamaño de las gotas de agua.

En los sistemas dominados por aceite los cortes de agua actúan en sinergia con la fase oleica para determinar el nivel de protección de la fase hidrocarburo. Sin embargo, a muy bajos cortes de agua (menos del 5%) la severidad de corrosión del ambiente es

disminuida debido a la ausencia de un medio acuoso requerido para promover la reacción de corrosión.

En los sistemas dominados por gas, existen dos maneras de evaluar la disponibilidad del medio acuoso. Si la temperatura de operación es más alta que el punto de rocío del ambiente, no es posible la condensación y las velocidades de corrosión son bajas. Operando a temperaturas por debajo del punto de rocío, es decir corrosión bajo condiciones de condensación y transporte de productos de corrosión de la superficie del metal. Si la totalidad del agua en sistemas condensados medida por la relación agua-gas (WGR) es menor de  $11.3 \text{ m}^3/\text{Mm}^3$  (2Bbl agua / Mscf gas) la corrosividad se reduce. Srinivasan and Tebbal (1998)

La separación agua/aceite es posible aún en flujo “slug” donde el gas que fluye empuja la fase separada condensado/aceite por encima de la fase acuosa. La fase acuosa puede permanecer en los puntos más bajos de la tubería y en la zona de la película larga del “slug”, hasta que el volumen tiende a ser suficientemente grande para modificar el flujo de gas. Por otra parte, se puede proponer que el impacto de algunas gotas de agua presentes en la cabeza turbulenta del “slug”, podría remover alguna posible película de aceite adherida al metal permitiendo de esta manera que también la tubería permanezca mojada por el agua. J Villarreal (2003)

Se han adoptado reglas para decidir en qué porcentaje de las fases agua/aceite no se esperaría corrosión. Por ejemplo, se dice que la corrosión se reduce considerablemente cuando los cortes de agua están por debajo del 30% en una tubería de crudo. Sin embargo esta regla es válida siempre y cuando se forme una emulsión y el agua no se separe a lo largo de la línea.

Por experiencia se ha encontrado que las líneas con diámetros superiores a 4” presentan una frecuencia de falla por corrosión interna mayor. Esto podría explicarse por el efecto de separación de fases que ocurre al disminuir la presión local y el

contacto directo de la fase acuosa de mayor densidad con la pared inferior de la tubería.

### **2.2.8. Factor Sólidos**

Los sólidos representan una serie de problemas de corrosión interna dependiendo de la velocidad de flujo, se presenta en sistemas donde la velocidad del fluido supera una velocidad crítica. Las partículas líquido / sólido chocan con las superficie del acero y la transferencia alta de masa evitan la formación de los productos de corrosión. El ataque localizado se propaga por la turbulencia local creada por las picaduras y por las formas características del ataque tipo meseta, que actúan como perturbaciones del flujo.

Esta combinación de erosión de los productos de corrosión formados y la corrosión del metal base es llamada corrosión - erosión. Se presenta bajo condiciones de alta velocidad y turbulencia y cuando hay partículas sólidas en suspensión. El ataque ocurre normalmente solo en ciertas áreas, tales como, cambios de secciones o conexiones donde hay turbulencia, como en tes y codos. López. L, and Ordóñez. R (2003).

El efecto de la erosión depende de diferentes parámetros:

- Velocidad del fluido.
- Tamaño de partícula.
- Dureza de la partícula.
- Cantidad de partículas sólidas.
- Velocidad relativa fluido / partículas.
- Forma de la partícula.
- Material de la tubería.

El factor más importante es la velocidad del fluido, dado que la velocidad de erosión no tiene una dependencia lineal con la velocidad. El papel que juega la dureza de la partícula estará determinado por la dureza del material; por el contrario, la concentración de la arena tendrá una influencia completamente lineal con la velocidad de corrosión.

Son varios los esfuerzos que se realizan para investigar el efecto de los productos sólidos sobre la velocidad de corrosión, sin embargo los datos que se obtienen en campo son relativos a la cantidad de sólidos o sólidos disueltos totales (SDT) y difícilmente se analiza la forma; existe un criterio de NACE MR017600 donde se consideran condiciones abrasivas para concentraciones de sólidos por encima de los 100 ppm.

### **2.2.9. Factor pH**

El pH afecta las reacciones electroquímicas y la precipitación de los productos de corrosión. Bajo ciertas condiciones de producción, la fase acuosa asociada puede contener sales que afectarían el pH. Esto tiende a disminuir la velocidad de corrosión y lleva a condiciones bajo las cuales es más probable la precipitación de una película protectora.

Para superficies de metal desnudo, que son representativas de los peores casos de corrosión, los experimentos de laboratorio indican que una reducción sensible del flujo de  $H^+$  domina la reacción catódica a bajos pH ( $pH < 5$ ), mientras que la cantidad de  $CO_2$  disuelto controla la velocidad de reacción catódica a pH más altos ( $pH > 5$ ).

El pH tiene un efecto dominante sobre la formación de películas de corrosión debido a su efecto sobre la solubilidad del carbonato de hierro. A solubilidad más baja se produce una sobresaturación mucho más alta de  $FeCO_3$  sobre la superficie del acero y una subsecuente aceleración en la precipitación y deposición de capas de carbonato

de hierro. En adición a los efectos sobre las velocidades de reacción anódica y catódica, La probabilidad de la formación de la película protectora, es por lo tanto aumenta significativamente cuando el pH se incrementa más allá de 5, y esto se puede corroborar porque se han reportado velocidades de corrosión bajas para la mayoría de los campos donde el pH está en el rango de 5.5 a 6. Sin embargo, la solubilidad de  $\text{FeCO}_3$  no debe confundirse con la de los iones ferrosos  $\text{Fe}^{+2}$ .

Otros factores son tenidos en cuenta para evaluar la corrosión interior, sin embargo los mencionados con anterioridad son los que representan mayor influencia; el contenido de hierro  $\text{Fe}^{++}$  se considera importante por ser un indicador directo de la reacción del metal con los elementos corrosivos. También se tiene en cuenta la presencia de bacterias sulfatoredutoras, aunque por experiencia en los campos colombianos no se ha encontrado indicios de su presencia.

El oxígeno es el elemento corrosivo mas dañino de la tubería, y su presencia se mide en ppb, y la permisibilidad es de 0%, sin embargo no se hace referencia debido a su inexistencia en sistemas de producción de crudo, ya que este se desarrolla en ambientes anaeróbicos y solo puede ser introducido en las líneas en los trabajos de superficie comúnmente llamados “Workover”.

El pH es considerado por la mayoría de los investigadores como el principal elemento a tener en cuenta en el cálculo de la velocidad de corrosión.

### **2.3 MATERIAL DE LA TUBERIA**

El material de fabricación de las tuberías de producción de crudo desde cabeza de pozo hasta las estaciones de recolección es de acero API 5L Grado B, la tabla 3 muestra una composición típica de este acero.

Tabla 3. Composición típica del acero API 5L Grado B.

| <b>Elemento<br/>%</b> | <b>Muestra M1</b> | <b>Muestra M2</b> | <b>API 5L Gr B</b> |
|-----------------------|-------------------|-------------------|--------------------|
| C                     | 0.199 ± 0.0045    | 0.208 ± 0.0102    | 0.28 max           |
| Mn                    | 0.754 ± 0.0127    | 0.747 ± 0.0145    | 1.20 max           |
| P                     | 0.005 ± 0.0019    | 0.001 ± 0.0023    | 0.040 max          |
| S                     | 0.011 ± 0.0016    | 0.007 ± 0.0018    | 0.050 max          |
| Si                    | 0.031 ± 0.0002    | 0.051 ± 0.0016    |                    |
| Cu                    | 0.094 ± 0.0026    | 0.091 ± 0.0022    |                    |
| Ni                    | 0.042 ± 0.0008    | 0.038 ± 0.0012    |                    |
| Cr                    | 0.029 ± 0.0004    | 0.037 ± 0.0013    |                    |
| V                     | 0.000 ± 0.0001    | 0.000 ± 0.0001    |                    |
| Mo                    | 0.017 ± 0.0002    | 0.016 ± 0.0006    |                    |
| Al                    | 0.045 ± 0.0006    | 0.049 ± 0.0057    |                    |
| Nb                    | 0.002 ± 0.0004    | 0.001 ± 0.0008    |                    |
| Fe                    | Balance           | Balance           |                    |

Datos de una muestra de laboratorio ICP.

### 3. MODELADO

Gran parte de los fenómenos que se presentan en las diferentes ramas de la ciencia y la ingeniería son de naturaleza no lineal, siendo en ocasiones casi imposible obtener un modelo matemático aproximado mediante técnicas comunes.

En las tres últimas décadas tomaron fuerza nuevamente las llamadas técnicas de inteligencia artificial, entre ellas, las redes neuronales artificiales y la lógica difusa, que son técnicas utilizadas en modelado y control. Las redes neuronales se basan en la extraordinaria capacidad de aprendizaje, memoria y generalización del cerebro. Por su parte la lógica difusa pretende describir el pensamiento y razonamiento humano en términos de una estructura matemática

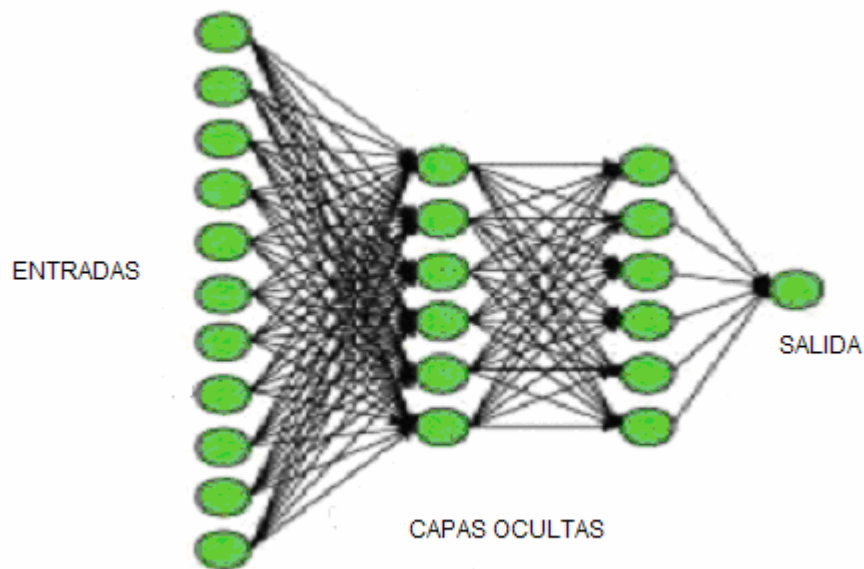
La lógica Difusa o Fuzzy Logic (FL) es la rama de las matemáticas que se encarga del procesamiento de información ambigua. Entendiéndose por información ambigua expresiones como: *la temperatura es baja, las mujeres son altas, la viscosidad es media etc.* Los modelos difusos se basan sobre hechos verdaderos pero no precisos. La lógica difusa aparece como respuesta a las dificultades presentadas por la tradicional lógica binaria, donde no existen estados intermedios.

Las redes neuronales hacen parte de la inteligencia artificial, donde ocupan un lugar privilegiado, gracias a su amplia aplicación en múltiples áreas. Las redes neuronales artificiales son un conjunto de elementos simples, fuertemente interconectados y de procesamiento paralelo. Su mecanismo para procesar la información se encuentra inspirado en la naturaleza cerebral, lo que implica una capacidad de aprendizaje a partir de la experiencia.

### 3.1 REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)

Una red neuronal artificial es una herramienta inteligente de modelado y manejo de datos, que es capaz de capturar y representar como están relacionadas entre sí las entradas y salidas de complejos sistemas no lineales. Las redes neuronales artificiales son un conjunto de elementos simples, fuertemente interconectados y de procesamiento paralelo (ver figura 7). Estas pueden mejorar su desempeño gracias a su aprendizaje dinámico, su mecanismo para procesar la información se encuentra inspirado en la naturaleza cerebral, lo que implica una capacidad de aprendizaje a partir de la experiencia. Las redes neuronales hacen parte de la inteligencia artificial, donde ocupan un lugar privilegiado, gracias a su amplia aplicación en múltiples áreas.

Figura 7. Red Neuronal Artificial



### 3.1.1 Características:

- ◆ **Autoorganización:** La información adquirida durante el aprendizaje es organizada entre sus elementos de proceso. La autoorganización de la información le permite a las redes neuronales artificiales generalizar, siendo la generalización la capacidad de responder adecuadamente ante datos nunca presentados en el entrenamiento, la generalización también le permite a la red responder en forma aceptable ante información ruidosa o incompleta.
- ◆ **Aprendizaje Adaptativo:** El aprendizaje adaptativo le permite a las redes neuronales mantener en constante evolución sus pesos, significa que son capaces de aprender a realizar tareas a partir de datos representativos del problema durante la fase de entrenamiento; lo anterior es posible porque son sistemas dinámicos que pueden autoajustar sus pesos para lograr una mejor adaptación.
- ◆ **Tolerancia a fallos:** Capacidad de responder apropiadamente frente a información ruidosa, distorsionada e incluso incompleta; esta característica se conoce como tolerancia a fallo con respecto a datos. Adicionalmente las redes neuronales son capaces de continuar realizando su tarea en forma satisfactoria aún cuando la red se encuentre parcialmente destruida. La tolerancia a fallos en las redes neuronales se debe a que la información adquirida en el entrenamiento, se encuentra distribuida entre las conexiones de los elementos de proceso.

**3.1.2 Aplicaciones.** Las características anteriores han permitido aplicar la teoría las redes neuronales con éxito en áreas como el control y modelado de sistemas dinámicos no lineales. Se utilizan en medicina, biología, finanzas, ingeniería, entre otras.

Muchas de estas disciplinas las han utilizado para:

- ◆ Funciones de aproximación
- ◆ Patrones de reconocimiento y clasificación
- ◆ Predicción
- ◆ Optimización
- ◆ Filtración del ruido

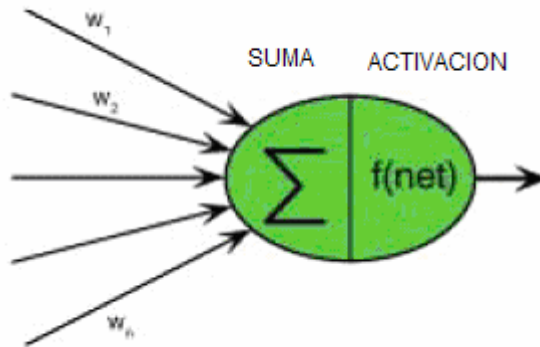
**3.1.3 Conexiones de una red neuronal:** Es por donde viajan las señales entre neuronas. Es donde se encuentra almacenado el conocimiento de la red. El sentido de flujo de la información puede ser uní o bidireccional, dependiendo del tipo de red. A cada conexión se le asocia un parámetro llamado peso (equivalente a la sinapsis en el modelo biológico); se representa por  $w$ , y su función es amplificar o atenuar las señales que pasan a través de la conexión. Los pesos pueden tomar valores positivos (conexión excitadora), negativos (conexión inhibitoria), y cero que indica que no hay conexión. Durante la fase de entrenamiento los pesos son modificados en forma sistemática mediante la regla de aprendizaje, siendo el entrenamiento el proceso donde se presentan a la red los ejemplos que le permitirán adquirir el conocimiento necesario para realizar en forma satisfactoria su tarea. Las redes neuronales se pueden clasificar según el tipo de conexiones, en:

- Redes con conexiones hacia adelante: la información en estas redes, siempre viaja desde la capa de entrada hasta la de salida, pasando por las capas ocultas.
- Redes con conexiones hacia adelante/atrás: en ellas existen conexiones hacia adelante y hacia atrás, que permite el flujo de las señales en ambas direcciones.
- Redes con conexiones laterales: sus elementos de proceso presentan conexiones hacia el mismo nivel o capa.

**3.1.4 Neuronas artificiales:** Su función es simple, y consiste en recoger señales provenientes de su entorno, procesarlas y entregar una señal de salida. También se conocen como elementos de proceso (ver figura 8). El origen y destino de las señales de las neuronas, permiten clasificarlas en:

- Neuronas de Entrada: Son aquellas que reciben señales del exterior y la llevan hacia el interior de la red, conformando la capa de entrada.
- Neuronas Ocultas: También llamadas de proceso, son las que procesan las señales. Las neuronas ocultas no tienen contacto directo con el exterior y se ubican en capas ocultas o intermedias de la red.
- Neuronas de Salida: Son las encargadas de recoger la información del interior de la red y brindar un resultado, conformando la capa de salida.

Figura 8. Partes de una Neurona Artificial.



Las neuronas artificiales presentan un estado de activación, que también depende de la suma de las señales que recibe. Existe una función de salida, que transforma el estado de activación  $a_i(t)$ , de la neurona  $i$ -ésima, en una señal de salida  $y_i$ , que es enviada a las otras neuronas con las que tiene conexión. Para un mayor entendimiento

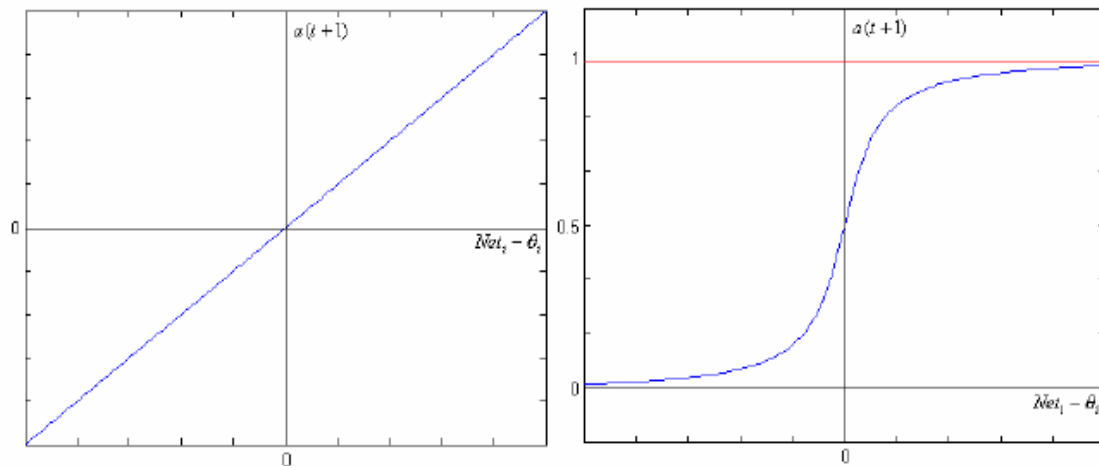
de la mecánica del funcionamiento de las redes neuronales, es necesario es definir conceptos como: estado de activación, función de activación, regla de propagación y regla de aprendizaje.

**3.1.5 Estado de Activación.** En cualquier instante todas las neuronas de la red se encuentran en cierto estado de activación, que puede ser de reposo o de excitación. Los valores que toman los estados de activación pueden ser: continuos, cuando los valores se encuentran entre los rangos (0,1) o (-1,1); también pueden ser discretos, en este caso se utilizan valores binarios, donde el estado de activación se indica por el uno, y el estado de reposo por el cero.

**3.1.6 Función de Activación.** El estado de activación de cualquier neurona en el tiempo  $t+1$ , depende de su estado de activación en el tiempo  $t$ , y de la entrada total de la neurona (calculada mediante la regla de propagación).

Existen diferentes tipos de función de activación, aquí solo se considera la función de activación lineal y la función de activación sigmoideal (ver figura 9).

Figura 9. Función de activación Lineal y Sigmoideal.



**3.1.7 Regla de Propagación.** Es la forma en que se combinan todas las señales que entran a la *j-ésima neurona* con sus respectivos pesos, se llama regla de propagación.

**3.1.8 Regla de Aprendizaje.** Es el mecanismo de evolución de los pesos de la red durante el entrenamiento, consecuencia de la interacción con los diferentes ejemplos que describen la tarea a aprender. Existen dos mecanismos de aprendizaje; aprendizaje supervisado y no supervisado. El mecanismo de aprendizaje en retropropagación (backpropagation) es supervisado.

**3.1.9 Aprendizaje supervisado.** Se caracteriza por la existencia de un agente externo llamado supervisor, que controla el proceso de aprendizaje. La función del supervisor es comparar la salida esperada y la generada por la red, para establecer el nivel de error cometido por la red. Si el nivel de error sobrepasa un valor preestablecido, se procede a la modificación de los pesos hasta lograr que el error llegue al valor establecido. Para el entrenamiento de las redes con aprendizaje supervisado, se requiere alimentar la red con vectores que contengan información tanto de la entrada como de la salida del sistema ( $A_i$ ,  $B_i$ ).

En el mecanismo de aprendizaje no supervisado, desaparece el supervisor. Las redes neuronales que requieren para su entrenamiento vectores con información de la entrada y salida del sistema se denominan, redes heteroasociativas. Las redes neuronales pueden manejar tanto información binaria como análoga (representación de la información de entrada y salida), entonces aparece otra clasificación de las redes neuronales:

- **Redes Continuas:** son aquellas que solamente reciben señales análogas en su entrada y responden con información del mismo tipo.
- **Redes Binarias:** La información que entra y sale de la red es binaria.
- **Redes Híbridas:** Este tipo de redes, recibe datos análogos en su entrada y entrega datos binarios.

El asentamiento de la red en un mínimo global o local termina el aprendizaje. El problema se presenta cuando los pesos asociados con ese mínimo local, no permiten una solución aceptable desde el punto de vista del error, siendo necesario repetir el entrenamiento de la red, cambiando las condiciones iniciales. Se recomienda iniciar el proceso con un valor pequeño de alfa, lo cual garantiza que no se pasará por encima del mínimo, y en la medida que disminuye el error aumentar el valor de alfa, para acelerar la convergencia de la red.

### **3.2 LÓGICA DIFUSA (FL)**

La lógica difusa data de 1965 cuando el profesor Lotfi Zadeh quién utilizó el principio de incompatibilidad de los estados en el cual cuando un sistema se vuelve cada vez más complejo, la posibilidad de obtener una descripción precisa de éste en términos cuantitativos disminuye. Propuso que la lógica difusa podía ser utilizada para analizar sistemas descritos por leyes mecánicas, electromagnéticas, y termodinámicas. La lógica difusa se basa en el hecho que los elementos clave en la actividad del cerebro humano no son números sino indicadores de conjuntos fuzzy o clases de objetos que indican el grado de pertenencia o no a una clase es gradual, de acuerdo con Zadeh la presencia continua de conceptos imprecisos en el pensamiento humano sugiere que la idea de razonamiento humano se basa en lógica imprecisa, la cual utiliza conjuntos fuzzy, conectividad, e implicaciones mejor que la lógica binaria.

La lógica difusa permite describir conceptos imprecisos de una manera bien definida, es la rama de las matemáticas que se encarga del procesamiento de información ambigua. Entendiéndose por información ambigua expresiones como: mujeres altas, días calidos, presión alta, viscosidad media, agua fría. Etc. Los modelos difusos se basan sobre hechos ciertos pero imprecisos. La forma más elemental de pensamiento y su transmisión, se hace mediante palabras, que conforman expresiones fuzzy. La lógica difusa aparece como respuesta a las dificultades presentadas por la tradicional

lógica binaria, donde no existen estados intermedios. Mediante lógica difusa se establece el grado de pertenencia de un elemento a uno o varios conjuntos con los que se encuentra relacionado. El grado de pertenencia puede tomar valores dentro del rango continuo  $[0,1]$ , incluyendo los extremos, donde 0 indica ausencia de pertenencia y 1, pertenencia total (ver figura 10).

### 3.2.1 El método Fuzzy

Las principales características del método son:

- Recibir un gran número de medida u otra evaluación existente de condiciones de un sistema que se desee analizar.
- Procesar estas entradas de acuerdo con el pensamiento humano bajo reglas “IF – THEN” (“si – entonces”) las cuales pueden ser empleadas en un lenguaje de palabras planeado en combinación con procesamiento fuzzy no tradicional.
- Promediar y pesar los resultados de las salidas de todas las reglas individuales dentro de una sola decisión de salida o señal, la cual decide que hacer al sistema controlado (Ver tabla 4).

Figura 10. Conjunto tradicional y fuzzy.

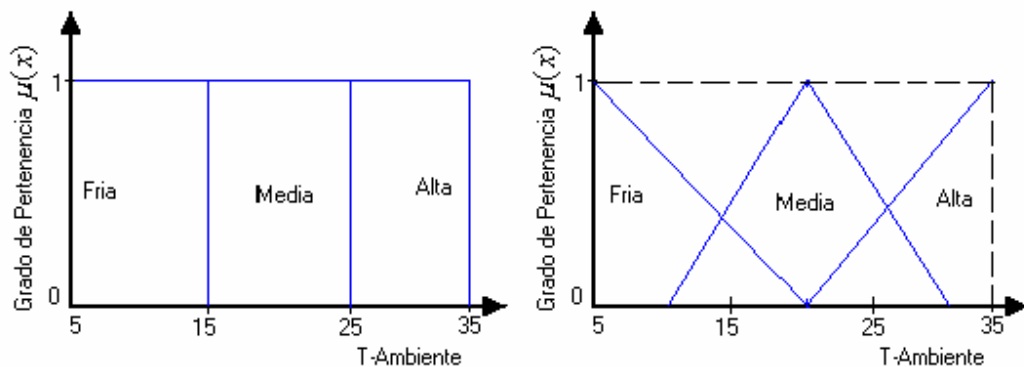


Tabla 4. Método fuzzy.

| ENTRADAS  | PROCESAMIENTO  | PROMEDIO   | SALIDA   |
|---|--|--|----------|
| Medida de las condiciones del sistema ejm: temperatura, datos de mercado, datos económicos. | Determina las acciones que serán tomadas basada en reglas fuzzy y no-fuzzy | Determina el centro de masa de todas las condiciones del sistema | Decisión |

### 3.2.2 Características

Las principales características de la lógica difusa son:

- ◆ **Incorporación del conocimiento:** La lógica difusa permite describir el sistema mediante un conjunto de reglas lingüísticas, omitiendo el uso de constructores matemáticos. Las reglas que describen el sistema provienen del conocimiento y experiencia de un experto en el área, por lo tanto los sistemas fuzzy hacen parte de los llamados sistemas basados en el conocimiento.
- ◆ **Adecuación del modelo:** En ocasiones es necesario modificar o ajustar parámetros en el modelo creado. En los modelos matemáticos convencionales muy seguramente es necesario replantear parcial o totalmente el modelo, pero en los modelos difusos, por estar constituidos por un conjunto de reglas lingüísticas, puede ser suficiente modificar, eliminar o adicionar reglas al sistema.
- ◆ **Explicación de los resultados:** La generación de las reglas que participaron en el proceso de inferencia permite conocer como se llegó al resultado final. Ello es posible mediante el seguimiento de las reglas involucradas en el

proceso de inferencia. Las reglas por ser de tipo lingüístico, son de fácil interpretación.

**3.2.3 Aplicaciones.** La lógica difusa se aplica a múltiples áreas de la industria, economía, informática, simulación, transporte, etc. Estas deben tener en cuenta que:

El empleo de la lógica difusa es recomendable cuando:

- ◆ Existen procesos muy complejos y no hay un modelo matemático simple que pueda resolverse.
- ◆ Para procesos altamente no lineales.
- ◆ Si el conocimiento de un experto puede ser formulado por medio de reglas lingüísticas.

El empleo de lógica difusa no se recomienda cuando:

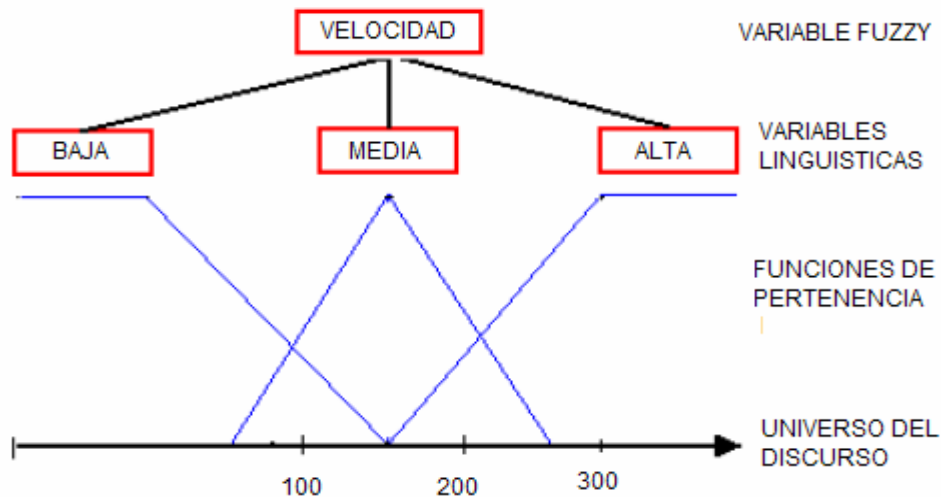
- ◆ La teoría de control convencional alcanza resultados satisfactorios.
- ◆ Existe un fácil y adecuado modelo matemático.
- ◆ El problema no se puede resolver.

#### **3.2.4 Elementos de un sistema de inferencia difuso**

- ◆ **Conjuntos Fuzzy:** Son una colección de elementos con una serie de características similares, pero cada elemento puede estar relacionado con varios conjuntos simultáneamente y tener un grado de pertenencia diferente a cada uno de ellos, en contraposición a la lógica binaria donde los conjuntos son tratados como un todo. En los conjuntos fuzzy al igual que en los convencionales, se pueden realizar operaciones como: unión, intersección, complemento, etc.

- ◆ **Grado de pertenencia:** el grado de pertenencia es el lugar en la transición de 0 a 1 de condiciones dentro de un conjunto fuzzy. Si una edificación particular está en la escala dentro del rango 0.7 de una construcción, entonces se dice que su grado de pertenencia a esa construcción es de 0.7. En la teoría fuzzy el grado de pertenencia es utilizado de la siguiente manera, una medida de velocidad debe ser encontrada para tener un grado de pertenencia “tan rápido como” de 0.6 y un grado de pertenencia de “no necesita cambios” de 0.2. El sistema debería calcular el centro de masa entre “tan rápido” y “no necesita cambios” para determinar la acción a enviar a al entrada del sistema de control.
  
- ◆ **Información resumida:** El procesamiento humano de la información no está basado en dos valores, Off – On. Está basado sobre percepciones fuzzy, verdades fuzzy, inferencias fuzzy etc. Todo resultando en un promedio, resumido, salidas normalizadas dadas por el humano con un número preciso o valor de decisión el cual el verbaliza, este es el propósito de la FL.
  
- ◆ **Variable Fuzzy:** En el modelado de un sistema, a cada variable se le asigna un nombre de variable fuzzy, para ser posteriormente descrita en función de su espacio fuzzy. Palabras como rojo, azul,etc, son fuzzy y pueden tomar muchos matices, Estas palabras son variables fuzzy. Si por ejemplo la velocidad de un sistema está siendo evaluada por reglas fuzzy, entonces la “velocidad” es una variable fuzzy. (ver figura 16).
  
- ◆ **Universo del discurso:** Es una manera de decir cual es el rango de variación para una variable fuzzy, un universo de discurso es hecho de conjuntos fuzzy por ejemplo el universo de mujeres es hecho de conjuntos fuzzy de mujeres como mujeres profesionales, mujeres asiáticas, mujeres negras Etc.

Figura 11. Elementos de una variable fuzzy.



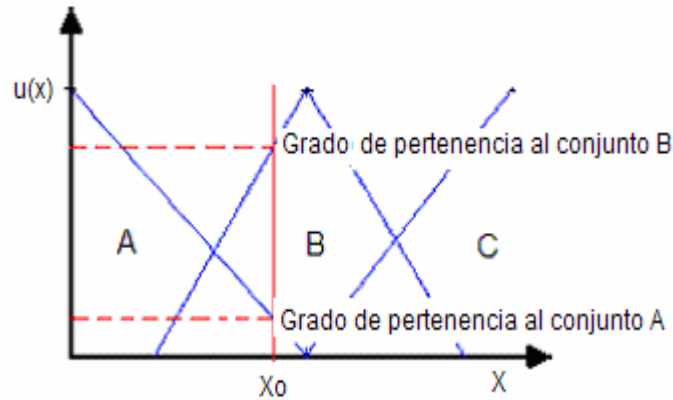
- ◆ **Variables lingüísticas:** Se denomina conjunto de Variables lingüísticas a cada una de las categorías en que se divide la variable fuzzy, si por ejemplo se considera la variable fuzzy **velocidad**, sus posibles términos lingüísticos podrían ser baja, media y alta, que describen la variable fuzzy en el universo del discurso. La principal función de una variable lingüística es dar un significado de cómo están trabajando los sistemas complejos mencionados, los cuales han sido difícil de manejar con matemática tradicional y formulas de ingeniería.
- ◆ **Funciones de Pertenencia:** En el proceso de inferencia fuzzy, es necesario evaluar el grado de pertenencia de los elementos respecto a las diferentes variables lingüísticas con las que se encuentra relacionado. Las funciones que son utilizadas para determinar el grado de pertenencia se denominan funciones de pertenencia. Ellas como lo muestra la figura 14, pueden ser de diferentes tipos: triangular, trapezoidal, Gaussiana, entre otras. La elección del tipo de función a utilizar, depende del tipo de variación que presenten los elementos a evaluar.

- ◆ **Reglas lingüísticas:** Son una serie de sentencias que establecen relaciones entre las variables de entrada y salida en el modelo. Las reglas lingüísticas se encuentran constituidas por dos partes; la primera es el antecedente, el cual relaciona el valor de entrada con la(s) variables lingüística(s) que contenga(n) dicho valor. La segunda parte es el consecuente, y realiza la misma función que el antecedente, pero sobre la(s) variable de salida(s).
  
- ◆ **Algoritmo fuzzy:** Es un procedimiento tal como los pasos en un programa de computador, Los modelos fuzzy pueden incluir múltiples entradas y salidas, por lo cual se hace necesario la utilización de operadores lógicos (Y, O, NO), para relacionar las diferentes variables en el antecedente y/o el consecuente de la regla, según sea el caso. Por ejemplo; Si (**H<sub>2</sub>S** es **Alto**) Y (**pH** es **Bajo**) Entonces (**Velocidad** es **Muy Alta**) Donde **Alta**, es un valor lingüístico que pertenece a la variable fuzzy de entrada **H<sub>2</sub>S**. Por su parte **Bajo**, es un valor lingüístico asociado a la variable fuzzy de entrada **pH**, y **Muy Alta**, es un valor lingüístico asociado a la variable fuzzy de salida **Velocidad**.

**3.2.5 Proceso de inferencia fuzzy:** Se realiza por medio de tres etapas:

**a) Fuzzificación de las entradas:** Es el proceso de establecer el grado de pertenencia de un valor de entrada a los conjuntos difusos con los que se encuentra relacionado (ver figura 17), mediante funciones de pertenencia. En otras palabras en transformar un valor escalar, en difuso. El grado de pertenencia de un elemento al conjunto difuso, que lo contiene total o parcialmente, se denota por  $u(x)$ , que es un valor contenido en el rango  $[0,1]$ .

Figura 12. Fuzzyficación de las entradas.



**b) Evaluación de las reglas de control:** El experto debe transmitir su conocimiento y experiencia en forma de reglas lingüísticas durante el proceso de construcción del modelo. El proceso de evaluación consiste en determinar que reglas se activarán, a partir de la información obtenida en la etapa anterior. Además a cada regla se le asocia un parámetro llamado peso, que equivale al grado de pertenencia del elemento con el conjunto fuzzy, indicado por el antecedente de la regla que se evalúa. El peso permite establecer el grado de pertenencia de la salida al conjunto que se encuentra en el consecuente de la regla.

**c) Defuzzificación de las Salidas:** Es el proceso inverso a la fuzzificación, consiste en determinar un valor numérico a partir de los conjuntos fuzzy activos y ponderados, procedentes de la evaluación de las reglas de control. La defuzzificación se puede llevar a cabo mediante diferentes métodos. En este trabajo se utilizó el método del centro de gravedad, por ser uno de los más aceptados.

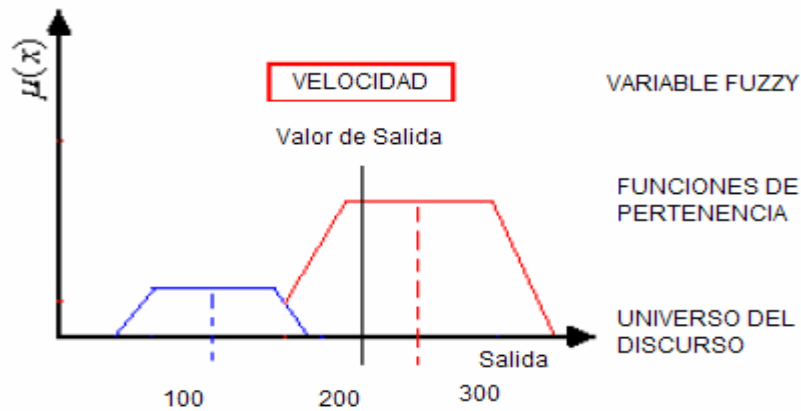
**3.2.6 Método del centro de gravedad:** Básicamente consiste en construir un nuevo conjunto de salida mediante la unión de los conjuntos activos y ponderados (procedentes de la evaluación de las reglas de control). Para determinar el centro de

gravidad del nuevo conjunto se puede utilizar el producto lógico fuzzy, construida la figura, se calcula el centro de gravedad mediante la siguiente expresión:

$$y_{CM} = \frac{\int y\mu(y)dy}{\int \mu(y)dy} \quad (14)$$

El sistema descrito se conoce como sistema de inferencia de Mandami (Ver figura 18); adicionalmente existe otro conocido como sistema de inferencia de Sugeno, y se diferencia del anterior, porque en el consecuente de las reglas de control, los conjuntos fuzzy son reemplazados por valores constantes o por una ecuación de tipo lineal.

Figura 13. Método del centro de gravedad.

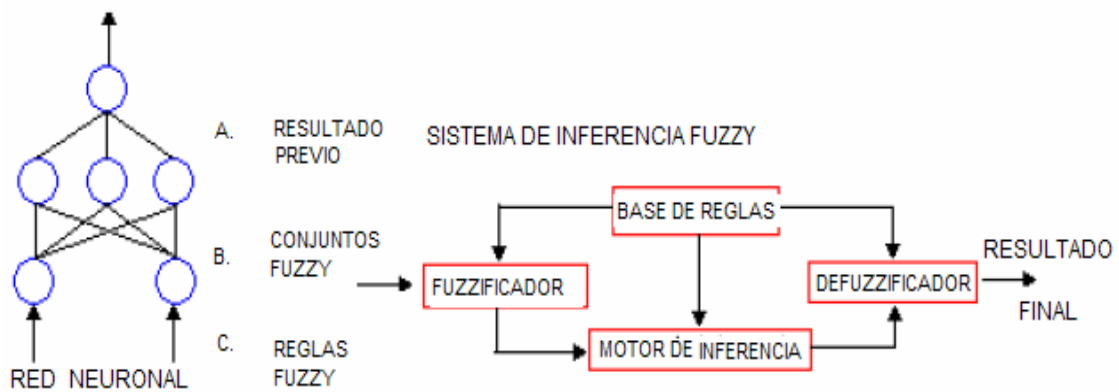


### 3.3 SISTEMAS COMBINANDO LÓGICA DIFUSA Y REDES NEURONALES

La flexibilidad que presentan las redes neuronales y la lógica difusa, al momento de ser combinadas ha permitido la generación de múltiples modelos, cada uno de ellos con diferente grado de integración entre técnicas. Algunos modelos que combinan redes neuronales y sistemas difusos son:

- ◆ **Modelos concurrentes.** Es la manera mas simple y débil de combinar las redes neuronales y la lógica difusa. En los modelos concurrentes el sistema se encuentra constituido mínimo por una red neuronal y un sistema difuso, donde la red neuronal puede actuar como preprocesador o postprocesador del sistema difuso (ver figura 19). En este caso el aprendizaje solo modifica parámetros de la red neuronal, siendo tarea del experto la generación de las reglas de control y el refinamiento de las funciones de pertenencia.

Figura 14. Esquema de modelos A. concurrentes B. cooperativos C. híbridos.



- ◆ **Modelos cooperativos.** La arquitectura en los modelos cooperativos es la de un sistema difuso, donde las redes neuronales son utilizadas en el aprendizaje de parámetros del modelo, por lo cual el modelo tendrá una mayor adaptabilidad. Los parámetros que pueden ser aprendidos por las redes neuronales artificiales son: funciones de pertenencia, reglas lingüísticas, factores de peso entre reglas, e incluso refinación de funciones de pertenencia.
- ◆ **Modelos híbridos NeuroFuzzy o Fuzzy Neural Network (FNN).** Es uno de los más importantes técnicas de hibridación de procesamiento inteligente. Uno de los campos de mayor interés para la aplicación de esta técnica es en el

control automático de sistemas dinámicos, y la identificación de sistemas dinámicos y estáticos. La idea fundamental en estos modelos es la creación de una estructura de procesamiento paralelo, con capacidad de aprendizaje y generalización; además el conocimiento adquirido durante el aprendizaje, debe ser fácil de interpretar. La descripción anterior es el planteamiento de una red neuronal especial, donde los pesos son conjuntos difusos y las neuronas pueden ser interpretadas como variables de entrada, reglas lingüísticas y variables de salida.

Características básicas de las FNN con respecto a las redes neuronales y los sistemas difusos:

- ◆ Las FNN realizan un procedimiento automático para obtener al mismo tiempo los antecedentes y los consecuentes de un conjunto de reglas fuzzy iniciales de un conjunto de sistemas de datos de entrada y salida; además, estas permiten modificar los pesos de las funciones de pertenencia.
- ◆ Las FNN requieren de un pequeño número de parámetros con respecto al número de conexiones en un perceptrón multicapa (MLP); por otra parte el número de neuronas en un FNN es definido por el número de funciones de pertenencia escogidas para cada variable de entrada.
- ◆ FNN requieren de una fase corta de entrenamiento gracias a el hecho que se puede establecer una clasificación de parámetros principales.
- ◆ Permiten incorporar el conocimiento de un experto por medio de variables lingüísticas.
- ◆ Las FNN guían a identificar un sistema modelo el cual es fácilmente comprensible diferente del modelo obtenido con un MLP; de hecho, alcanzan su propio límite precisamente porque el conocimiento adquirido por una red neuronal consiste en un conjunto de interconexiones de pesos los cuales no son simplemente interpretados por un humano. Por otra parte, un sistema de reglas fuzzy es siempre claro en el sentido que un humano puede fácilmente

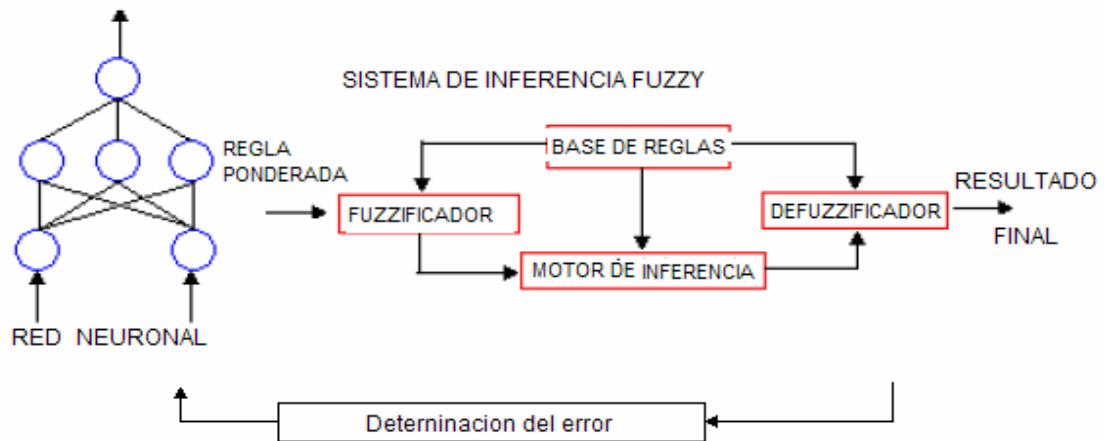
leer el conocimiento basado en las reglas fuzzy generadas e interpretar su comportamiento para una situación determinada.

En una red neurofuzzy el entrenamiento también consiste en la modificación sistemática de los pesos. El entrenamiento de un sistema como el descrito puede ser enfocado desde dos puntos de vista: primero, desde la óptica de las redes neuronales, el entrenamiento es una evolución de la arquitectura, debido a la generación y eliminación de pesos. Segundo, el entrenamiento en términos de los sistemas difusos consiste en la refinación, generación y eliminación de conjuntos difusos. El ANFIS pertenece a esta categoría.

### 3.4 SISTEMA DE INFERENCIA ADAPTATIVO NEURO DIFUSO (ANFIS)

Es un híbrido capaz de aprender a realizar una tarea, de extraer y refinar su base de reglas, y sus funciones de pertenencia. El ANFIS conserva la estructura de una red neuronal, pero el procesamiento de las señales es difuso, lo que le permite una gran capacidad de adaptación y generalización (ver figura 20).

Figura 15. Red neuronal aprendiendo factores de peso.



### 3.4.1 Características

- ◆ **Aprendizaje adaptativo:** Le permite aprender a realizar una tarea, a partir de datos representativos. La convergencia del ANFIS, en el entrenamiento, es mucho más rápida que en las redes neuronales, debido a la incorporación de conocimiento antes de iniciar entrenamiento. El entrenamiento del ANFIS es supervisado, por lo que se requiere que los ejemplos a utilizar en el entrenamiento contengan información de entrada y salida, del sistema a emular.
- ◆ **Extracción y refinación de reglas:** La principal consecuencia de la hibridación es la extracción y refinación de las reglas lingüísticas, ya que el conocimiento adquirido, puede ser interpretado en forma de lenguaje natural. El consecuente de las reglas lingüísticas del sistema pueden ser de tipo constante o lineal, como ya se explico este tipo de consecuente en la reglas de control es propio del sistemas de inferencia de Sugeno.
- ◆ **Refinamiento de las funciones de pertenencia:** El número y tipo de funciones de pertenencia son establecidos por el experto, a diferencia de las reglas lingüísticas que son extraídas de los datos. Además, el ajuste de las curvas de las funciones de pertenencia a los datos de entrenamiento, facilita la convergencia de la red., La selección del número y tipo de funciones de pertenencia es crucial para alcanzar buenos resultados.
- ◆ **Interpretación de resultados:** Consistente en determinar los parámetros que participaron en el proceso de inferencia, con lo cual es posible explicar el porqué de un resultado. La interpretación de los resultados se facilita debido a que el consecuente de las reglas lingüísticas es un valor puntual, que puede ser una constante o un punto sobre una línea recta. El ANFIS y las redes neuronales pueden ser descritos mediante los mismos parámetros.

**3.4.2 Capas de neuronas en el ANFIS.** El número de capas siempre es constante e igual a cinco, donde cada capa cumple una función específica en el proceso de inferencia neurodifuso. A continuación se describen el tipo y función de cada una de las capas.

**Primera Capa:** Se conoce como capa de entradas, su función es determinar si los valores introducidos se encuentran en el intervalo admisible y entregarlos a la capa siguiente; todos los pesos de las conexiones con la capa dos presentan un valor unitario.

**Segunda Capa:** Conocida como capa de Fuzzyficación, determina el grado de pertenencia de las entradas a los diferentes conjuntos difusos, que componen el universo del discurso para cada variable de entrada. Los pesos de las conexiones con las capas tres, son modificados durante el entrenamiento, almacenando parte del conocimiento del híbrido.

**Tercera Capa:** Es donde se encuentra el antecedente de cada regla lingüística. Cada neurona desarrolla el antecedente de una regla lingüística. Las reglas no pueden ser alteradas, porque cambiaría el conocimiento del sistema; aquí los parámetros de aprendizaje son los pesos de las conexiones con la capa siguiente. Las neuronas en esta capa no realizan el proceso de evaluación de cada regla, solo determinan el grado de pertenencia del antecedente a la regla.

**Cuarta Capa:** Se conoce como capa de inferencia, debido a que en ella se encuentra el consecuente de la regla su función es tomar los valores para completar la evaluación de la regla. Los pesos de las conexiones con la capa anterior también son ajustados durante el entrenamiento, no se debe alterar los valores internos de cada neurona, porque aquí se encuentra la información de los diferentes conjuntos difusos que conforman la variable de salida.

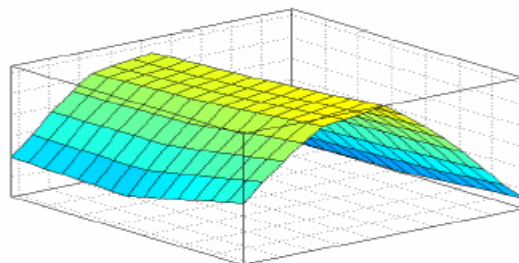
**Quinta Capa:** Conocida como capa de defuzzificación, su función es convertir la información difusa en un valor numérico y brindar un resultado. El método de defuzzificación utilizado es el método del centro de gravedad.

### 3.5. ENTRENAMIENTO Y FUNCIONAMIENTO

Se debe disponer de un conocimiento previo de la tarea y un conjunto de datos que la describan. El número y tipo de funciones de pertenencia, se deben establecer previamente al entrenamiento. Es aquí donde el experto comienza a incorporar conocimiento al sistema. El entrenamiento consiste en presentación iterada de los datos, y termina una vez alcanzado un error mínimo o un número de iteraciones. Durante el entrenamiento la información es propagada por toda la red desde la capa de entrada hasta la capa de salida.

Una vez Terminado el entrenamiento, también se debe evaluar el comportamiento de la red mediante una validación. El resultado final es una superficie adimensional donde cada punto de la superficie representa un estado del sistema, y se encuentra dividida en tantas regiones como reglas de control tenga el sistema. (Ver figura 21), donde las entradas del sistema son las variables independientes y la salida es la variable dependiente.

Figura 16. Superficie de control generada por el ANFIS.



## **4. METODOLOGIA DE INVESTIGACIÓN**

En el siguiente capítulo se presenta la metodología propuesta para desarrollar los objetivos trazados de la investigación. Está dividido en etapas, y cada etapa en actividades específicas.

### **4.1 ETAPA 1. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA**

En la recopilación y selección de fuentes bibliográficas, se identificará la bibliografía necesaria para el desarrollo del proyecto principalmente de libros, estándares de ciencias de los materiales, artículos en revistas especializadas, bases de datos, Internet y proyectos de grados precedentes relacionados con la corrosión interna. A partir de lo recopilado inicialmente se hará una clasificación del material de acuerdo a los temas y su validez respecto al ámbito de desarrollo del proyecto.

### **4.2 ETAPA 2. REVISIÓN DE MÉTODOS BASADOS EN INTELIGENCIA COMPUTACIONAL UTILIZADOS EN EL MODELADO DE PROCESOS**

En esta etapa se considerarán los métodos basados en inteligencia computacional, que pueden ser utilizados en el modelado del fenómeno de corrosión interior, Además se realizará el análisis del proceso de corrosión interior necesario para el desarrollo de la investigación.

### **4.3 ETAPA 3. DETERMINACIÓN DE LAS VARIABLES DE MAYOR IMPORTANCIA**

En esta etapa se definirán las variables que afectan en mayor medida el proceso de corrosión interna, según la revisión bibliográfica se plantea las siguientes:

- Contenido de Agua
- Nivel de acidez
- Salinidad
- El contenido de Fe, CO<sub>2</sub> y H<sub>2</sub>S

La determinación de las variables de mayor influencia en la investigación se llevará a cabo mediante el análisis bibliográfico, y por experiencia de campo; una vez realizado se podrá determinar los rangos de las variables a estudiar, o si ellas tienen influencia relevante o no en el proceso de corrosión interna.

#### **4.4 ETAPA 4. MODELADO**

Será desarrollado en MATLAB, para desarrollar del presente trabajo se utilizaran funciones de la caja de herramientas de lógica difusa y redes neuronales. El ANFIS se encuentra en la caja de herramientas de lógica difusa, y es un sistema donde solo es posible implementar redes multientrada con salida única, que coincide con las características del problema a solucionar.

El montaje de las simulaciones, los datos para entrenar, validar y probar las diferentes redes híbridas, serán analizados y adecuados, estos pertenecen a los adquiridos en campo y laboratorio: ellos contienen información de (composición química), condiciones de operación y rangos especificados en normas internacionales. Mediante la aplicación de un análisis de componentes principales, se determina si existe información redundante en los datos, luego los datos son clasificados y normalizados.

Para el Análisis de resultados, se tomaran en detalle los resultados y se analizarán los diferentes aspectos relacionados con la corrosión, para así determinar los posibles causantes principal del fenómeno de corrosión interna y la velocidad de corrosión, se realizara una prueba para validar la herramienta.

#### **4.5 ETAPA 5. INFORME FINAL Y SUSTENTACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LA INVESTIGACIÓN**

Formulación de conclusiones y recomendaciones, se analizará la información recopilada con el fin de formular las conclusiones de este trabajo de investigación. Se hará una descripción de los resultados obtenidos y del análisis realizado de donde se podrán deducir conclusiones y recomendaciones y del cual podrán partir futuras soluciones del problema y otras investigaciones.

## 5. RESULTADOS

Este trabajo fue desarrollado en MATLAB, que es programa para realizar cálculos numéricos con vectores y matrices, puede trabajar con números escalares tanto reales como complejos, es una herramienta para manipulación y visualización numérica, en ciencias e ingeniería. Posee un código básico y un conjunto de herramientas (toolboxes), dirigidas a áreas específicas, como: estadística, tratamiento digital de imágenes, lógica difusa y redes neuronales artificiales, algoritmos genéticos entre otras. Para desarrollar el presente trabajo se utilizaron funciones de las cajas de herramientas de redes neuronales y lógica difusa.

En la caja de herramientas de lógica difusa, se encuentra el ANFIS que fue la técnica utilizada para modelar la corrosión en líneas de producción.

### 5.1 Origen, análisis y adecuación de los datos.

Los datos que se utilizaron para desarrollar este trabajo se obtuvieron mediante medidas directas en campo y laboratorio de las concentraciones de los principales elementos presentes (iones, compuestos. Etc.), en el proceso de corrosión interna de las líneas de acero API 5L grado B de diferentes campos petroleros colombianos. De las 35 variables iniciales encontradas se pasó a 17 por medio de una clasificación de acuerdo con su influencia directa o indirecta en el proceso de corrosión, luego se efectuó una segunda clasificación teniendo en cuenta la suficiencia de los datos y si su respuesta estaba implícita en otra variable ya seleccionada, al final fueron utilizadas seis variables de entrada para entrenar, validar y probar las diferentes redes híbridas: todas las variables utilizadas contienen información de (composición química), condiciones de operación (BSW, Presión THP, CHP, Temperatura. Etc.) En el Anexo A se muestra una tabla con los datos de campo empleados en este trabajo.

Mediante la aplicación de un análisis de componentes principales realizado en matlab, se determinó que no existe información redundante en los datos. Luego los datos fueron clasificados y normalizados (Ver Tabla 5).

## **5.2 Selección del tipo y número de las funciones de pertenencia.**

El tipo y número de las funciones de pertenencia depende de cada problema y no se encuentra regla alguna que los especifique, porque cada situación tiene sus propias características. Se conoce que el tipo o forma de las funciones de pertenencia depende del tipo de variación que presenten los datos que constituyen el universo del discurso de cada variable. A su vez el número de funciones de pertenencia, depende del número de variaciones que se presenten en la variable. Para garantizar la existencia de una categoría central, la experiencia ha mostrado que es recomendable usar un número impar de funciones de pertenencia, comprendido entre tres y nueve. En la Tabla 6 se muestran las entradas de la red híbrida.

## **5.3 Análisis de componentes principales.**

En ciertos casos los elementos que constituyen los vectores de información para entrenamiento, validación y prueba de una red neuronal, se encuentran relacionados entre sí, esto conlleva al incremento en el número de los mínimos locales en la función de energía; lo que se traduce en información redundante que prolonga el tiempo de entrenamiento y dificulta la convergencia de la red a un mínimo satisfactorio. La aplicación de un análisis de componentes principales, permite generalmente reducir la cantidad de elementos en los vectores, si entre ellos existe alguna relación. El análisis de componentes principales se fundamenta en la dependencia lineal de los elementos que conforman el vector, donde a mayor relación entre elementos, mayor será la dependencia lineal, aumentando la información redundante.

Tabla 5. Rango de variación de los parámetros.

| <b>RANGO DE VARIACIÓN</b>                         |               |               |
|---|---------------|---------------|
| <i>VARIABLES</i>                                  | <i>MÍNIMO</i> | <i>MÁXIMO</i> |
| % BSW   | 1             | 98            |
| Contenido de CO <sub>2</sub> (ppm)                | 0             | 254           |
| Contenido de Fe <sup>++</sup> (ppm)               | 0             | 32            |
| Contenido de H <sub>2</sub> S (ppm)               | 0             | 0.98          |
| Nivel pH  | 3.5           | 8.42          |
| Salinidad (ppm) en función de Na, K, Sr, Ba, y Ca | 0             | 257           |

Tabla 6. Entradas de datos para la red híbrida.

| <b>PREDICCIÓN DE LA VELOCIDAD DE CORROSIÓN INTERNA</b> |                        |
|--|------------------------|
| <i>ENTRADAS</i>  | <i>SALIDAS</i>         |
| % BSW  | Velocidad de corrosión |
| Contenido de CO <sub>2</sub>                           |                        |
| Contenido de Fe  |                        |
| Contenido de H <sub>2</sub> S                          |                        |
| Nivel pH   |                        |
| Salinidad  |                        |

En el presente trabajo el análisis de componentes principales, se realizó en MATLAB, y se aplicó a todos los datos con un criterio de variación entre 1 y 2%. Los resultados mostraron que no existe información redundante en los vectores a utilizar.

#### 5.4 Clasificación de los datos.

Una vez se realizado el análisis de componentes principales, los datos se clasificaron en dos grupos. El primero constituido por aproximadamente el 90% del total, reservados para la fase de entrenamiento. El excedente, se utilizó para la validación y prueba. Se hizo hincapié en la selección de los datos, ya que los datos de entrenamiento deben contener información que describa completamente la tarea a aprender, sobre todo en puntos críticos, para evitar que el ANFIS genere un conocimiento erróneo. Así mismo, se dio gran importancia a la selección de los datos de validación y prueba; mediante ellos se evalúa la evolución y capacidad de generalización de las redes, durante y después del entrenamiento respectivamente. Los datos de validación y prueba son escogidos en forma no consecutiva y el espacio entre cada uno de ellos fue irregular, en busca de mejores resultados.

### **5.5 Normalización.**

Al igual que las redes neuronales, se requiere que los datos para entrenamiento, validación y prueba, se encuentren en un rango de valores determinado, que depende de la función de activación. Para el desarrollo del presente trabajo los datos fueron normalizados dentro del rango (0, 1).

**5.6 Error relativo promedio.** Se hace necesario cuantificar el error en la predicción de la velocidad de corrosión, para establecer el grado de acierto del modelo. La comparación entre la salida esperada y la generada por la red es la determinación del error. El error relativo promedio es la sumatoria del valor absoluto de las diferencias entre las salidas esperadas y generadas. La diferencia es dividida entre el respectivo valor esperado, a su vez el resultado de la sumatoria es dividido por el número de patrones. La siguiente expresión resume el método:

$$\%e = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{Abs(d_i - y_i)}{d_i}}{n} \quad (15)$$

Donde:

$i d$  : Salida esperada

$i y$  : Salida generada

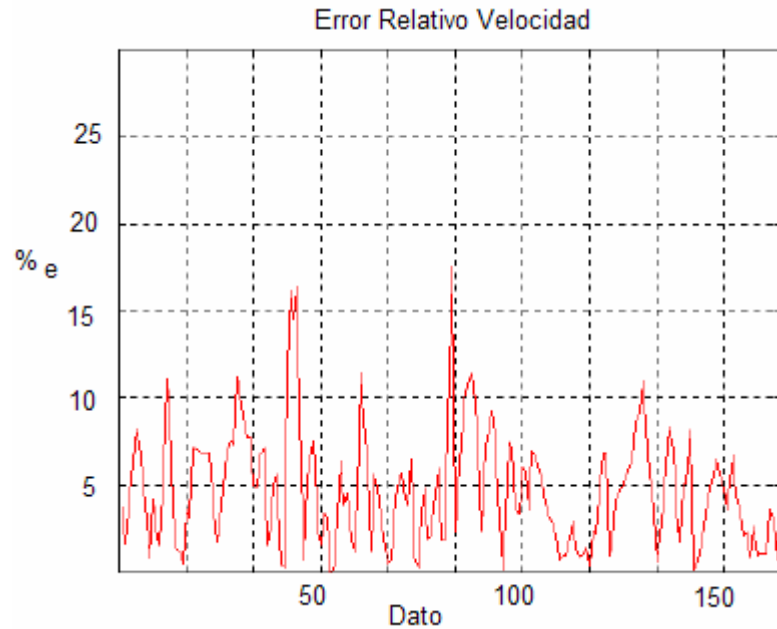
$n$  : Número de patrones

Para el caso de la creación de una red híbrida para la predicción de velocidad de corrosión interna en tuberías de crudo, las condiciones iniciales se presentan en la tabla 7. La figura 22, presenta el error relativo, cometido por la red para cada dato de prueba.

Tabla 7. Primera configuración de prueba.

| PARÁMETRO                                       | TIPO / VALOR                                   |
|---|--|
| Número de Entradas                              | 5  |
| Número de Funciones de Pertenencia por Variable | 3 3 3 3 3                                      |
| Tipo de Función de Pertenencia                  | <i>Triangular</i>                              |
| Número de Reglas de Control                     | 243  |
| Método de Entrenamiento                         | Híbrido (Retropropagación + Mínimos Cuadrados) |
| Tipo de Salida                                  | Costante                                       |
| Error Relativo Promedio de Entrenamiento        | 3.95%  |
| Desviación Estándar                             | 1.1  |

Figura 17. Error relativo de la primera configuración.



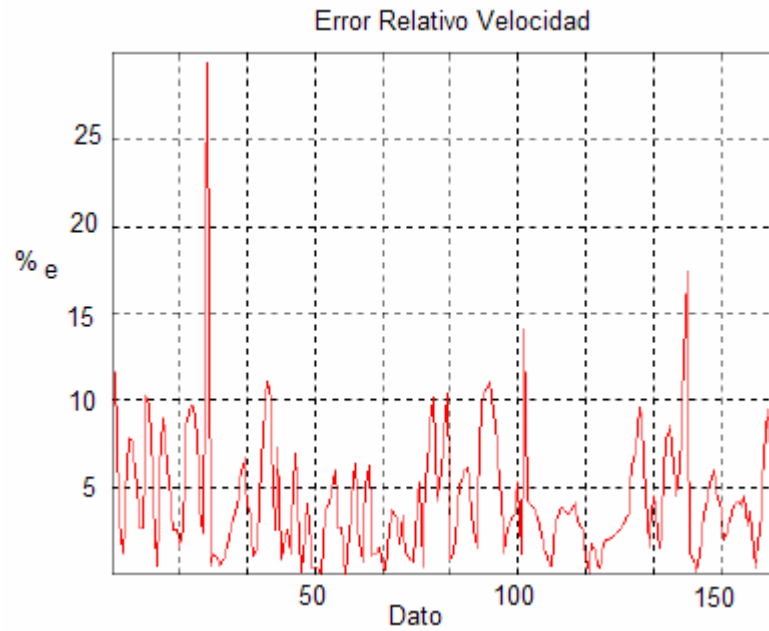
En la Tabla 8, se presenta la segunda configuración de prueba para la predicción de velocidad de corrosión interna, y en la figura 23, presenta el error relativo, cometido por la red con los datos de prueba. Existe una diferencia sutil entre la utilización de funciones de pertenencia gaussiana o triangular. La diferencia entre una y otra configuración es casi imperceptible tanto para el nivel de error, como para el tiempo de entrenamiento y de operación, pero aquí serán utilizadas solamente Funciones de pertenencia gaussianas, porque presentan una desviación estándar menor.

Las funciones de pertenencia de tipo gaussiana, son al parecer, las que tienen mayor capacidad de adaptación por la posibilidad de ajuste que brindan sus parámetros. Y se obtiene una disminución en el error relativo cuando se mantienen las demás condiciones de entrada al sistema sin modificar sus valores, además se obtuvo una leve disminución en la desviación estándar que hace prever mejores resultados al utilizar estas funciones de pertenencia.

Tabla 8. Segunda configuración de prueba.

| PARÁMETRO                                       | TIPO / VALOR                                   |
|---|--|
| Número de Entradas                              | 5  |
| Número de Funciones de Pertenencia por Variable | 3 3 3 3 3                                      |
| Tipo de Función de Pertenencia                  | <i>Gaussiana</i>                               |
| Número de Reglas de Control                     | 243  |
| Método de Entrenamiento                         | Híbrido (Retropropagación + Mínimos Cuadrados) |
| Tipo de Salida                                  | Costante                                       |
| Error Relativo Promedio de Entrenamiento        | 3.06%  |
| Desviación Estándar                             | 0.82   |

Figura 18. Error relativo de la segunda configuración.



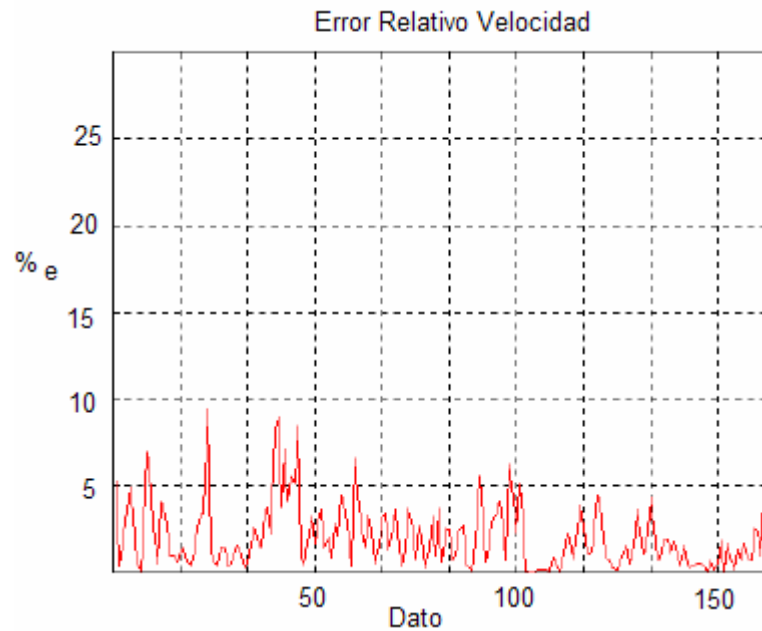
Otra forma de reducir el nivel de error, consiste en aumentar el número de funciones de pertenencia por variable, lo cual incrementa el número de reglas de control y mínimos locales en la función de energía. En la siguiente configuración se aumentará a seis el número de entradas y se utilizarán máximo tres funciones de pertenencia por variable; las nuevas condiciones son presentadas en la Tabla 9.

Tabla 9. Tercera configuración de prueba

| PARÁMETRO                                       | TIPO / VALOR                                   |
|---|--|
| Número de Entradas                              | 6  |
| Número de Funciones de Pertenencia por Variable | 2 3 2 3 3 3                                    |
| Tipo de Función de Pertenencia                  | <i>Gaussiana</i>                               |
| Número de Reglas de Control                     | 324  |
| Método de Entrenamiento                         | Híbrido (Retropropagación + Mínimos Cuadrados) |
| Tipo de Salida                                  | Costante                                       |
| Error Relativo Promedio de Entrenamiento        | 1.96%  |
| Desviación Estándar                             | 0.92   |

La figura 24, muestra el error relativo, cometido por la red para la tercera configuración con los datos de prueba. Los resultados para la tercera configuración, muestran una leve disminución en el nivel error, pero esa disminución no compensa el prolongado tiempo de entrenamiento y de operación, debido a la gran cantidad de funciones de pertenencia y reglas de control.

Figura 19. Error relativo de la tercera configuración.



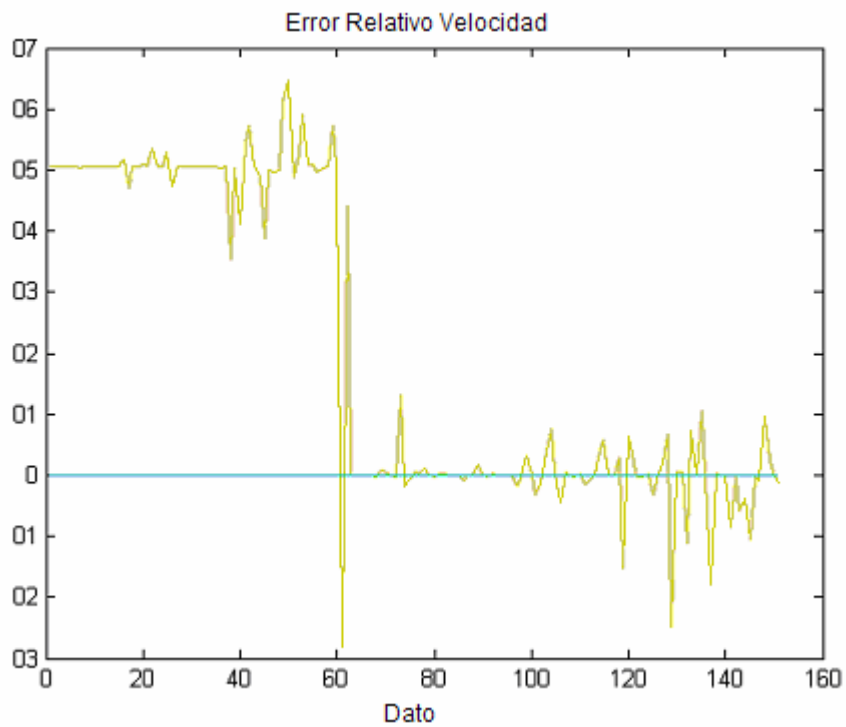
La configuración que brindó mejores resultados considerando; el error relativo promedio, la desviación estándar, consistencia en los resultados, tiempo de entrenamiento y operación, se presenta en la Tabla 9. Las otras redes híbridas fueron desarrolladas siguiendo el mismo procedimiento, obteniéndose los mejores resultados con la configuración de la tabla 10 y el error de la figura 25.

En ninguna de las simulaciones, el número de iteraciones fue superior a 15. El valor del tamaño de paso o parámetro que regula la velocidad de aprendizaje, se configuró para aumentar cuando el error presentará 4 disminuciones consecutivas y su valor se reduce cuando el error aumenta.

Tabla 10. Configuración final

| PARÁMETRO                                       | TIPO / VALOR                                   |
|---|--|
| Número de Entradas                              | 6  |
| Número de Funciones de Pertenencia por Variable | 2 3 3 3 3 2                                    |
| Tipo de Función de Pertenencia                  | <i>Gaussiana</i>                               |
| Número de Reglas de Control                     | 324  |
| Método de Entrenamiento                         | Híbrido (Retropropagación + Mínimos Cuadrados) |
| Tipo de Salida                                  | Costante                                       |
| Error Relativo Promedio de Entrenamiento        | 0.71%  |
| Desviación Estándar                             | 0.74   |

Figura 20. Error relativo de la configuración final.



## 6. ANALISIS DE RESULTADOS

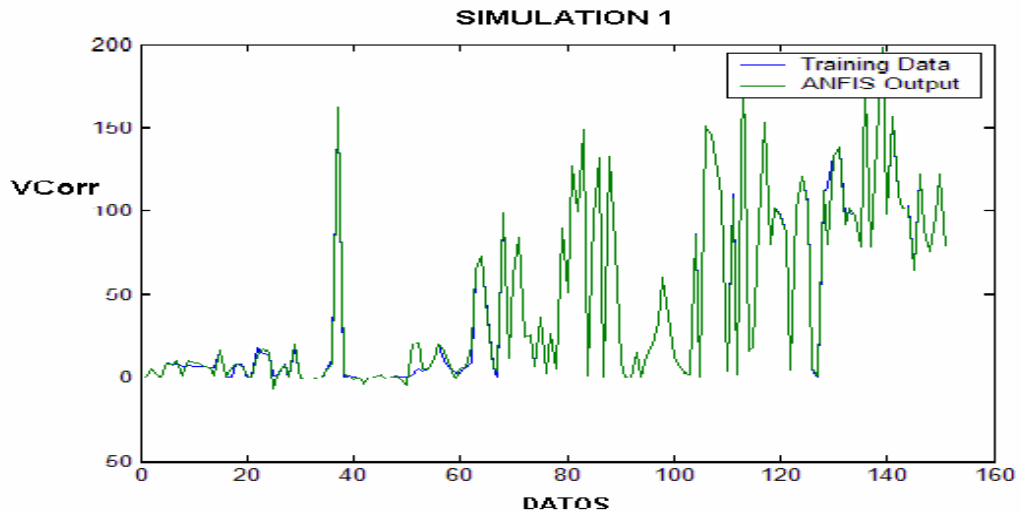
Para generar la base de reglas, disminuir el nivel de error a un valor mínimo y refinar las funciones de pertenencia durante el entrenamiento, se utilizó una combinación del clásico algoritmo de retropropagación (backpropagation) y el método de los mínimos cuadrados. El método de los mínimos cuadrados, se encarga del refinamiento de las reglas de control y de las funciones de pertenencia, durante la propagación de las señales desde la capa de entrada hacia la capa de salida en la red. La modificación de los pesos es realizada mediante retropropagación, de igual forma que en redes neuronales.

Es necesario comparar la salida esperada y generada para la velocidad de corrosión, con el fin de observar y evaluar los posibles cambios entre las mismas, los cuales tratarán de ser explicados con base en la teoría expuesta en los capítulos 2 y 3 del presente trabajo. La Tabla 11 presenta los resultados de desviación estándar y el error cuadrático medio de las corridas realizadas.

Tabla 11. Error relativo y desviación estándar de algunas configuraciones.

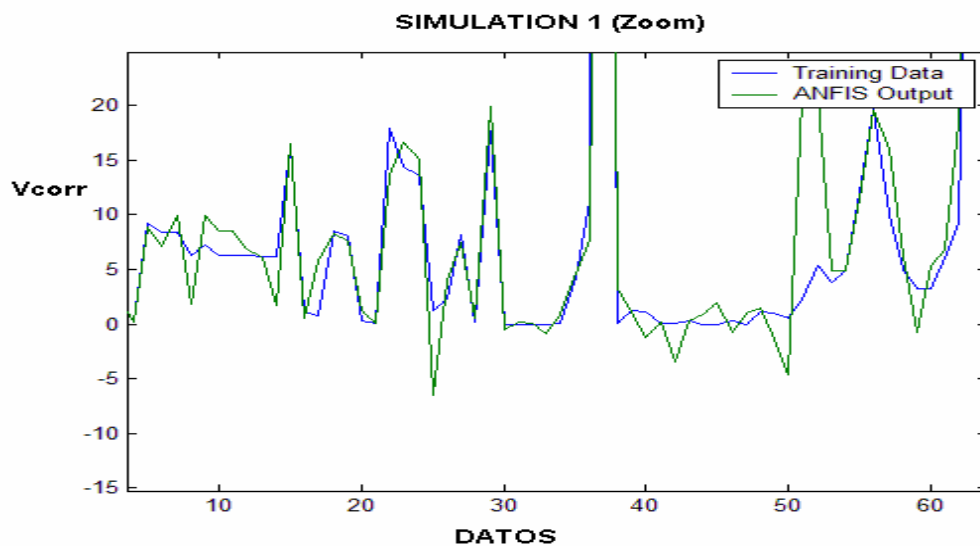
| ERROR RELATIVO PROMEDIO Y DESVIACIÓN ESTANDAR |               |           |        |           |
|---|---------------|-----------|--------|-----------|
| Velocidad                                     | Entrenamiento |           | Prueba |           |
|   | %Error        | Desv. Std | %Error | Desv. Std |
| Configuración 1                               | 3,95          | 1,1       | 4,01   | 1,3       |
| Configuración 2                               | 3,06          | 0,82      | 3,6    | 1,1       |
| Configuración 3                               | 2,96          | 0,92      | 3,11   | 1,07      |
| Configuración final                           | 0,71          | 0,74      | 0,88   | 0,85      |

Figura 21. Velocidad esperada y generada de la configuración 1.



En las figuras 21 hasta la 27 se presentan las graficas de la salida esperada superpuesta con la generada por la red neurofuzzy de la velocidad de corrosión interna para las diferentes configuraciones y la configuración final con la respectiva ampliación de los sectores donde se encontraron los desfases más representativos.

Figura 22. Ampliación de la velocidad esperada y generada de la configuración 1.



Se observa en la grafica que en los sectores comprendidos entre los primeros 60 datos se encuentran las diferencias más notorias entre las curvas, por lo cual se consideró que son los que más contribuyen al incremento del error global. La línea verde representa la salida generada por el ANFIS, mientras que la línea azul es la salida esperada.

Figura 23. Velocidad esperada y generada de la configuración 2.

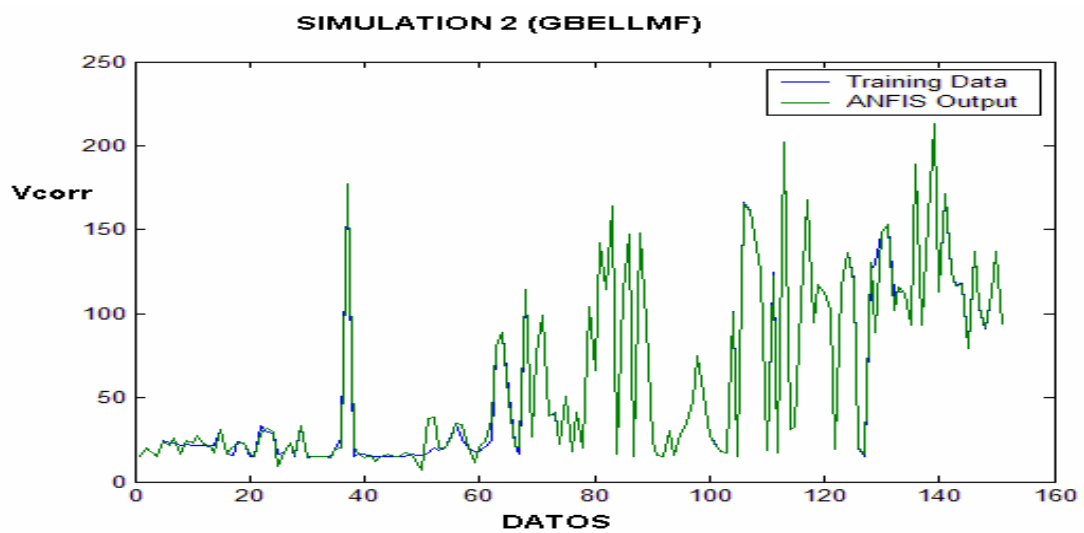


Figura 24. Ampliación de la velocidad esperada y generada de la configuración 2.

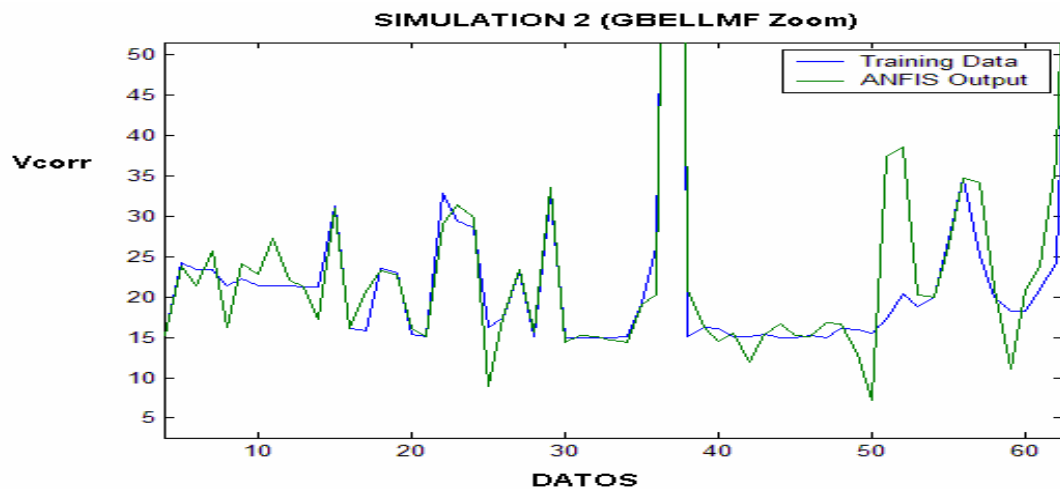


Figura 25. Velocidad esperada y generada de la configuración 3.

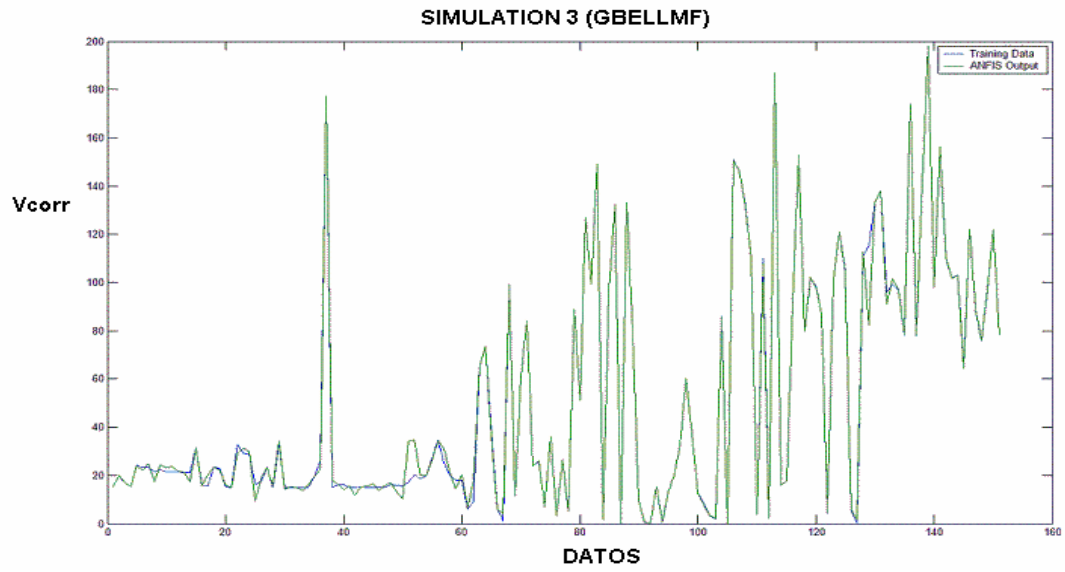


Figura 26. Ampliación de la velocidad esperada y generada de la configuración 3.

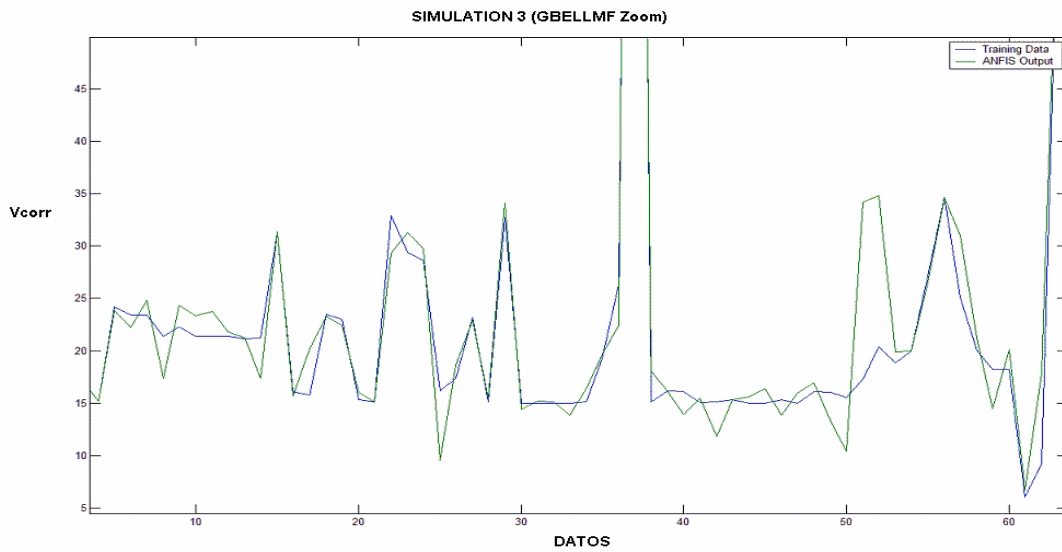


Figura 27. Velocidad esperada y generada de la configuración 4.

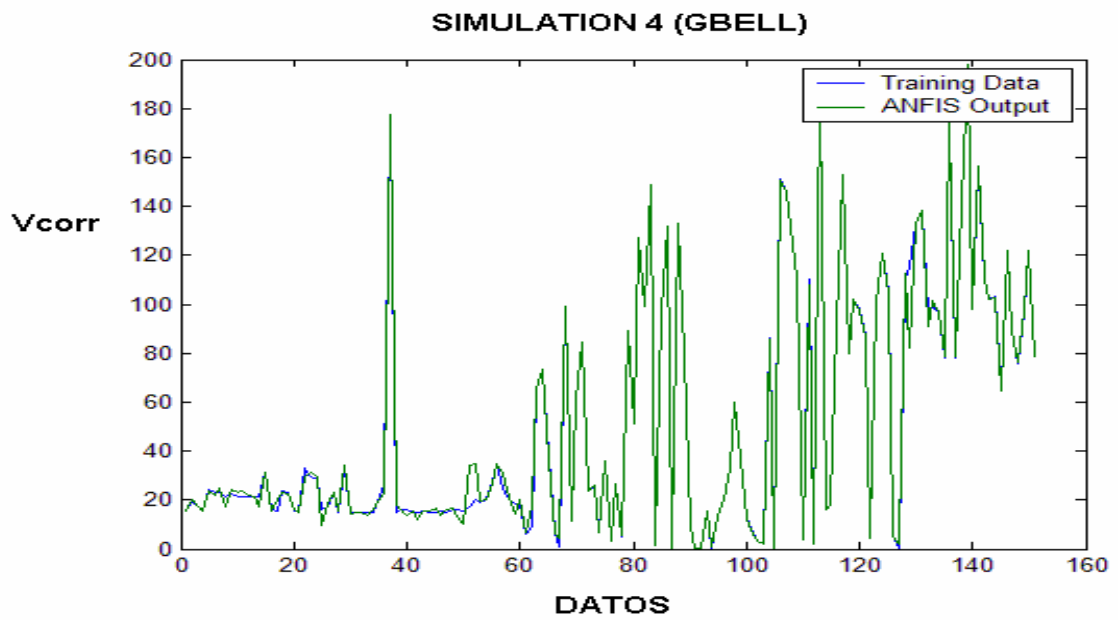


Figura 28. Ampliación de la velocidad esperada y generada de la configuración 4.

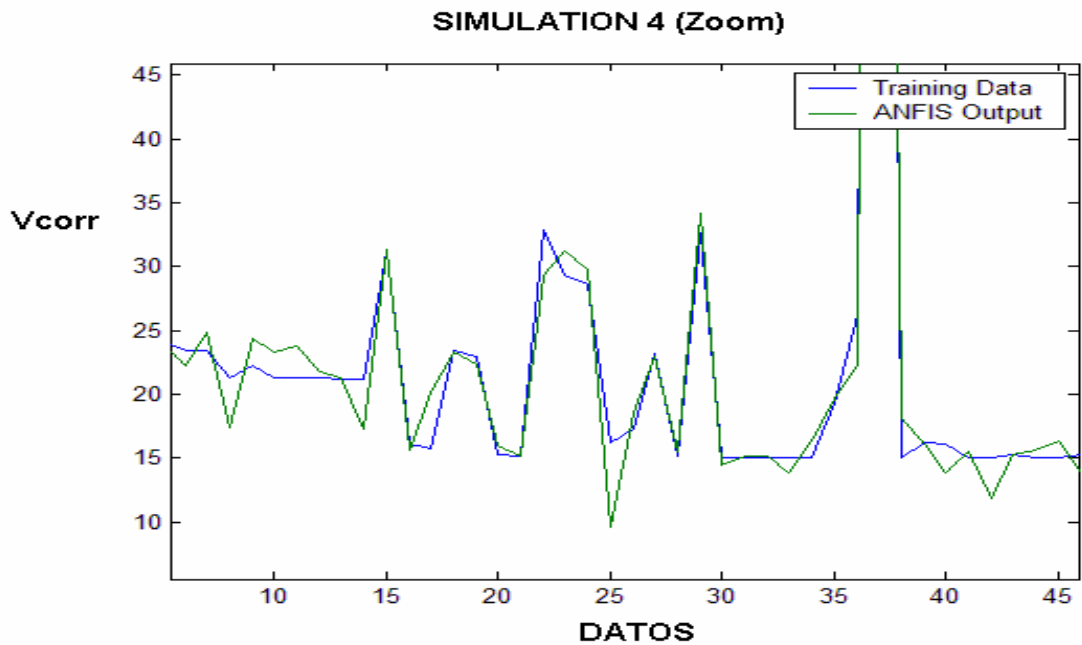
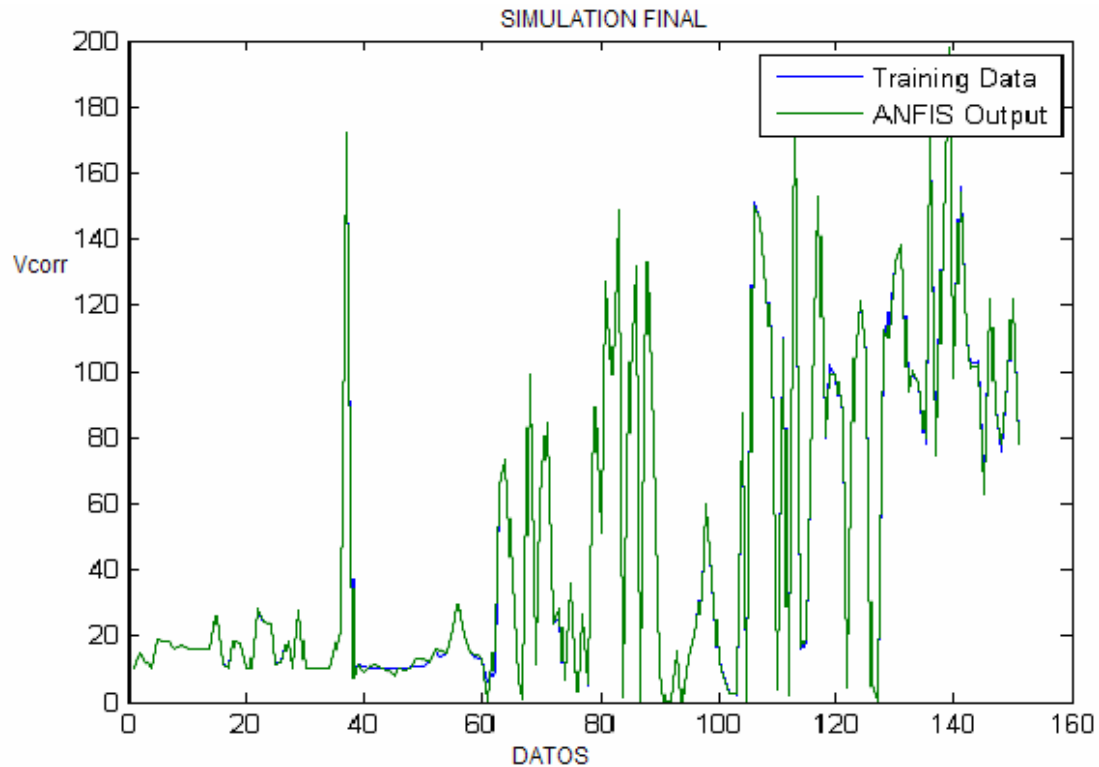


Figura 29. Velocidad esperada y generada de la configuración final.



En la configuración final se encuentran diferencias mínimas entre las curvas, esto se ve reflejado en la disminución del error relativo, sin embargo, se observa una leve diferencia en el sector comprendido entre los datos 40 al 60 por lo cual se considero que son los que más contribuyen al incremento del error global. La figura 34 es una representación visual de los excelentes resultados obtenidos al realizar cambios en el número de funciones de pertenencia por variable.

El error relativo en la predicción de la velocidad de corrosión interna para los datos de validación es inferior al 5%, y la diferencia entre las velocidades calculadas con la herramienta y las velocidades disponibles de pruebas electroquímicas son mínimas, teniendo en cuenta que las unidades están expresadas en milésimas de pulgada por año (mpy). En la tabla 12 se presenta un resumen de las pruebas de validación realizadas con 10 de los 15 datos disponibles para la validación de la herramienta.

Tabla 12. Resultado de las pruebas de validación de la herramienta construida.

| Condiciones de Entrada |      |           |            |           |      |                 | Salidas  |  |            |
|------------------------|------|-----------|------------|-----------|------|-----------------|--|--|------------|
| Pozo                   | %BSW | CO2 (ppm) | Fe++ (ppm) | H2S (ppm) | pH   | Salinidad (ppm) | Velocidad de corrosión prueba disponible (mpy) | Velocidad de corrosión calculada con la herramienta construida (mpy) | Diferencia |
| <b>Pp1</b>             | 66   | 25        | 0.87       | 0.43      | 5.31 | 0               | 78   | <b>77.725</b>  | 0.28       |
| <b>Pp2</b>             | 94   | 1         | 0          | 0         | 6.78 | 74.7            | 3.2  | <b>13.208</b>  | 10         |
| <b>Pp3</b>             | 94   | 20        | 0          | 0.06      | 6    | 96.6            | 16.26  | <b>26.252</b>  | 9.99       |
| <b>Pp4</b>             | 92   | 7         | 0.2        | 0.019     | 5.4  | 214.5           | 8.22   | <b>18.624</b>  | 10.4       |
| <b>Pp5</b>             | 81   | 9         | 0.1        | 0         | 8.42 | 113.9           | 38.2   | <b>7.596</b>   | 30.5       |
| <b>Pp6</b>             | 42   | 9         | 0.1        | 0         | 7.02 | 61.9            | 1.1  | <b>1.353</b>   | 0.2        |
| <b>Pp7</b>             | 97   | 58        | 3          | 0         | 6.5  | 0               | 60.23  | <b>63.226</b>  | 0.01       |
| <b>Pp8</b>             | 55   | 19        | 2          | 0.1       | 6.6  | 0               | 8.43   | <b>9.603</b>   | 1.2        |
| <b>Pp9</b>             | 67   | 65        | 2.3        | 0.43      | 4.34 | 0               | 132  | <b>131.87</b>  | 0.13       |
| <b>P10</b>             | 22   | 9         | 0.1        | 0.081     | 4.7  | 100             | 4.765  | <b>13.543</b>  | 8.78       |

En la Tabla 11, se presento el error relativo promedio y la desviación estándar, para los datos de entrenamiento y prueba, los cuales nunca fueron superiores al 2.96 y 0.92 respectivamente. En las gráficas 26 a la 34, es comparada la salida esperada con la generada, para la predicción de velocidad de corrosión interna, y en las cuales se puede apreciar la proximidad entre los datos. Obsérvese que en la mayoría de los casos el valor generado se encuentra muy cerca al valor ideal, pero en las regiones de la curva donde se presentan puntos de inflexión, el valor generado se aleja del valor ideal, es ahí donde se presentan los errores más altos, que son del orden del 10%.

### 6.1 Distribución del error en los resultados

Se puede observar que la distribución del error en la predicción de de velocidad de corrosión interna no es uniforme, es decir el nivel de error cambia para ciertos rangos de las variables de entrada, éste es un comportamiento típico en sistemas como ANFIS, el cual minimiza el error, mediante el ajuste de sus funciones de pertenencia

y de sus pesos a través del método de mínimos cuadrados y gradiente descendiente respectivamente. Cuando se presenta un fuerte contraste entre las regiones de errores altos respecto a regiones de bajos errores, es necesario realizar un modelado por partes, en otras palabras, dividir el problema en regiones con características semejantes, ello implica la utilización de técnicas de agrupamiento (Clustering), adicionando trabajo y costo computacional al sistema. En el presente trabajo no se aplicó ninguna técnica de agrupamiento para mejorar los resultados presentados, debido a que las diferencias entre los errores no son mayores.

## **6.2 El Software de la herramienta**

El presente trabajo fue desarrollado en MATLAB (versión 6.5), pero para brindarle una mayor versatilidad y extender las posibilidades de uso, la herramienta se puede compilar en ANSI C++, con ello se reducen los requerimientos de hardware (para PC, funciona desde 486 en adelante), siempre y cuando el sistema operativo soporte un compilador ANSI C++. La herramienta puede ser implementada en cualquier máquina independientemente del sistema operativo (Windows, Linux, Unix, entre otros).

El usuario solo requiere de unos conocimientos elementales, para hacer un correcto uso de la misma, gracias a la interfaz de la herramienta la cual se diseñó para ser intuitiva.

## **6.3 El Hardware de la herramienta**

Para el desarrollo del trabajo se utilizó un computador personal con las siguientes características:

Accelerate AMD Turion 64 Mobile Processor ML-37 (2GHz, 1 MB L2 cache, system bus 1600 MHz, 200 GB de almacenamiento con discos duros duales de 100 GB con 1GB de RAM.

#### **6.4 Ventajas de la herramienta construida**

La predicción de la velocidad de corrosión interna en las líneas de producción de hidrocarburos, se realiza tradicionalmente mediante el establecimiento de relaciones empíricas. La herramienta desarrollada presenta básicamente cuatro ventajas frente a las técnicas tradicionales, ellas son:

- ✓ Uno de los más significativos aportes de la herramienta, es que brinda la posibilidad al usuario de predecir la velocidad de corrosión interna, tomando los datos fisicoquímicos de campo, economizando tiempo y dinero en costosas pruebas electroquímicas.
- ✓ Las relaciones empíricas en la mayoría de los casos tienden a ser lineales, situación que dista de las características reales del proceso, en donde las relaciones entre variables presentan un carácter interdependiente y cooperativo.
- ✓ Este comportamiento real, puede ser modelado en forma apropiada mediante sistemas basados en el paralelismo, como son las redes neuronales y los sistemas neurodifusos.
- ✓ Las ventajas anteriores se reflejan en una reducción en el error relativo promedio, que va de un valor que puede oscilar alrededor de un 15%, para los métodos tradicionales, a un error relativo menor a 3%, en la herramienta construida.

## 7. CONCLUSIONES

- ◆ Se aplicó una herramienta computacional que puede ser utilizada en un programa de inspección basada en riegos (RBI) para mejorar el mantenimiento de las líneas de producción de petróleo crudo en superficie.
- ◆ El error relativo promedio, en la predicción de propiedades para los datos de entrenamiento y prueba, no fue mayor al 3.5%, modelar un proceso complejo como el de corrosión interior puede ser tedioso; sin embargo, en el presente trabajo se demostró que es posible, siempre y cuando, se disponga de un conocimiento teórico práctico del fenómeno, un conjunto de datos representativos y de una herramienta de modelado adecuada.
- ◆ Los resultados muestran que el error relativo promedio para los datos de entrenamiento, en algunos casos es superior al mismo tipo de error para los datos de prueba. La situación anterior se debe a que los datos de prueba fueron seleccionados en forma homogénea y aleatoria, también a que la distancia entre la curva ideal y la generada es siempre irregular. Entonces probablemente los datos de prueba en promedio están más cerca de la curva ideal, que los datos de entrenamiento. La similitud entre el error para los datos de entrenamiento y prueba, evidencia que no hay sobreentrenamiento.
- ◆ Igualmente es una metodología de aprendizaje económica en términos de: tiempo y riesgo de accidentes, debido a que permite realizar diversas pruebas a bajo costo, en menor tiempo y con riesgo mínimo de accidentes.

- ◆ Los resultados obtenidos en el presente trabajo, muestran que la aplicación de la técnica neurofuzzy puede facilitar el modelado de procesos complejos.
  
- ◆ Los resultados obtenidos en la validación de la herramienta demuestran que la herramienta puede ser utilizada para evaluar la corrosión interna en las líneas de producción de crudo y ser implementada con éxito en un programa de RBI.
  
- ◆ La herramienta puede ser utilizada para estimar la corrosividad de los fluidos de producción de un campo petrolero.

## **8. RECOMENDACIONES**

- ◆ Para mejorar los resultados de la herramienta construida, se podrían utilizar datos a nivel mundial, garantizando una cobertura total de las diferentes concentraciones y parámetros relevantes del proceso de corrosión interna.
- ◆ Una forma de garantizar que los resultados sean mejorados, es incluyendo otras variables que pueden ser consideradas en el proceso de corrosión como el tiempo, la temperatura, las condiciones de flujo, los sólidos disueltos totales (SDT); y en menor grado de importancia las demás variables presentes en la tabla de datos.

## 9. BIBLIOGRAFÍA.

Hernandez, S., Nestic, S., Weckman, G. and Ghai, V. (2005), "Use of Artificial Neural Networks for Predicting Crude Oil Effect on CO<sub>2</sub> Corrosion of Carbon Steels", NACE 2005, Paper No.05554.

C. de Waard, (1995) "Influence of liquid flow velocity on CO<sub>2</sub> corrosion: a semi-empirical model", paper No 128, NACE, Corrosion 95.

S. Srinivasan, R Kane, (CLI) (2003) "Critical issues in the application and evaluation of a corrosion prediction model for oil and gas system" paper No 03640, NACE, Corrosion.

B. Pots, S. Kapusta (Shell global Solution), (2005) "Prediction of corrosion rates of the main corrosion mechanism in upstream application", paper No 550, NACE.

J. L. Crolet, M. R. Bonis, (1984) "pH measurements under high pressures of CO<sub>2</sub> and H<sub>2</sub>S", paper No 294, NACE, Corrosion 84.

Srdjan Nešić, Jiyong Cai and Kun-Lin John Lee (2005) "a multiphase flow and internal corrosion prediction model for mild steel pipelines, paper 05556. Ohio University.

S. Nestic, S. Wang, J. Cai and Y.Xiao, (2004) "Integrated CO<sub>2</sub> Corrosion – Multiphase Flow Model", NACE 2004, Paper No.04626, pp. 1-25.

J. Villarreal, (2003) "Corrosión en Sistemas Multifásicos en Flujo Intermitente, Caso CO<sub>2</sub>, Agua, Aceite, Sobre Acero al Carbono 1018", Tesis Doctoral, Universidad Industrial de Santander.

Forero B. A (2004) " Evaluación Hidrodinámica del comportamiento de inhibidores genéricos para sistemas multifásicos salmuera-CO<sub>2</sub>/H<sub>2</sub>S-hidrocarburo". UIS.

López. L. y Ordóñez. R (2003) "Desarrollo de un procedimiento para la evaluación de la corrosión interna en gasoductos" UIS.

Guerra E.J.. (2003) "Predicción de propiedades mecánicas en aceros AISI-SAE 10XX y 41XX Bonificados usando una técnica Neurofuzzy". UIS.

L. Fortuna, G. Rizzotto, M. Lavorgna, G. Nunnari, M. Xibilia (2001) "Soft Computing New Trends and Applications" Ed. Springer Great Britain.

L.A. Zadeh", ed. R.R. Yager et al.: (1987). Selected Papers by Fuzzy Sets and Applications (John Wiley, New York).

B. Kosko (1992)"Neural Networks and Fuzzy Systems--A Dynamic Systems Approach to Machine Intelligence" by (Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J.

Y. Xiao and S. Nestic, (2005) "A Stochastic Prediction Model of Localized CO2 Corrosion", NACE 2005, Paper No.05057.

U. Lotz, Van Bodegom, C. Ouwehand, "The effect of Type of Oil or Gas Condensate on Carbonic Acid Corrosion" Corrosion Vol. 47, no. 8, p.635, 1991.

J. Lee and S. Nestic (2005) "The Effect of Trace Amounts of H2S on CO2 Corrosion Investigated by Using the EIS Technique", NACE 2005, Paper No.05630.

Srdjan Nestic and Shihuai Wang: (2004) "Integrated CO2 Corrosion – Multiphase Flow Model, Ohio University.

Jones D. A.: "Principles and Prevention of Corrosion" Prentice Hall, Inc (1996). The American Society of Mechanical Engineers.

Svetgoff J. A.: (1996) "Monitoring of Internal Corrosion in Natural Gas and Crude Oil Pipelines" ASME / API Energy Week 96 conference in Houston (Pipeline Terminals and Storage) book 2 163 – 66.

Thomas Simon and Smith L.M.: (1987) "Controlling Factors in the rate of CO2 corrosion" UK CORROSION 87, Brighton, October.

Johnson B.V. and Choi H.J.: (1991) "Effects of liquid wall shear Stress on CO2 Corrosion" paper 573, NACE CORROSION 91, Cincinnati.

Lotz U. and Ouwehand C.: (1990) "The Effect of Type of Oil or Gas Condensate on Carbonic Acid Corrosion" paper 41, NACE CORROSION 90 Las Vegas.

S. N. Smith and E. J. Wright, (1994) "Prediction of minimum H2S levels required for slightly sour corrosion", Corrosion/94, Paper 11, Baltimore, MD.

Nguyen N. Bich and Kevin Goerz, (1996) "Caroline Pipeline Failure: Findings on Corrosion Mechanisms in Wet Sour Gas Systems Containing Significant CO2", CORROSION/96, Paper 26 NACE International, Houston TX.

Bert F. M. Pots et al, (2002) “Improvements on the de Waard-Milliams Corrosion Prediction and Applications to Corrosion Management”, CORROSION/2002, Paper 02235 NACE International, Houston TX.

Palacios C.A., Chaudary, V. (1996) “Corrosion Control in Oil and Gas Industry Using Nodal Analysis and Two phases flow Modeling techniques”. SPE 36127 Conference Trinidad and Tobago 23 to 26 April.

K. D. Efird, (2004) “the Crude Oil Effect on Steel corrosion”, paper No 04366, NACE, Corrosion.

J. L. Crolet, S. Olsen, (1995) W. Wilhelmsen, “Observations of multiple steady states in the CO<sub>2</sub> Corrosion of carbon steel”, Corrosion 95, paper 127.

Y.M. Gunaltum, “Combining research and field data for corrosion rate prediction”, Corrosion 96, paper 27.

R. Manner, E. Heitz, “The Influence of Oxygen content, pH value, Flow Rate and Impurities on the Corrosion Rates of Unalloyed steels,” Werkstoffe und Korrosion, Vol. 29, p.783, 1978.

S. Nestic, et al, (2004) “Integrated CO<sub>2</sub> corrosion – multiphase flow model” paper No 04626, NACE, CORROSION.

A. Dugstad, L. Lunde, K. Videm (1994) “Parametric study of CO<sub>2</sub> corrosion of carbon steel” NACE Corrosion 94 paper No 14.

G. Harris, C.D. Adams, J.D. Garber, (1997) “Use of a corrosion prediction program as an engineering tool”, Corrosion 97, paper 607.

S. Srinivasan, R. D. Kane, (1996) “Prediction of Corrosivity of CO<sub>2</sub>/H<sub>2</sub>S Production Environments,” Corrosion/96, paper no. 11, NACE.

W.P. Jepson, S. Bhongale, M. Gopal, (1996) “Predictive model for sweet corrosion in horizontal multiphase slug flow”, Corrosion 96, paper 19.

R. Zhang, M. Gopal, W.P. Jepson (1997) “Development of a mechanistic model for predicting corrosion rate in multiphase oil/water/gas flows”, paper No 601, NACE, Corrosion 97.

J. A. Herce, E. J. Wright, K. D. Efird, J. A. Boros, T. G. Hailey, (1995) “Effects of Solution Chemistry and Flow on the Corrosion of Carbon Steel in Sweet Production”, paper No 111, NACE, Corrosion/95.

W. P. Jepson, S. Stitzel, C. Kang, M. Gopal, (1997) "Model for Sweet Corrosion in Horizontal Multiphase Slug Flow", paper No 602, NACE, Corrosion/97.

W. P. Jepson, (2004) "Modeling CO<sub>2</sub> corrosion in hilly terrain pipelines", paper 04352, NACE, Corrosion 2004.

Waard, C. and Millians, D.E. (1975) "Prediction of Carbonic Acid corrosion in natural gas pipelines. First int. Conferences" "internal and external protection of pipes. University of Durham".

Cheng, X.L. MA, H.Y. Zhang, J.P. y Yang, H.Q. (1998)"Corrosion of iron in acids solutions with Hydrogen Sulfide", Corrosion-Vol 54 No 5, NACE international.