

Sistema supervisor inteligente para procesos de producción de etróleo

Miguel Ramírez¹, Eliezer Colina²

¹ Gerencia de Optimización de Producción, PDVSA, San Tome, Venezuela, 6050.

² Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad de Cuenca, Cuenca, Ecuador, código postal 010150.

Autor para correspondencia: Ramirezmb@pdvsa.com, eliezer.colina@ucuenca.edu.ec

Fecha de recepción: 21 de septiembre 2014 - Fecha de aceptación: 17 de octubre 2014

RESUMEN

Maximizar la producción de pozos de crudo pesado y extra pesado es el principal beneficio que se desea obtener de los sistemas de control que están corrientemente operativos en empresas de petróleo. Dada la naturaleza compleja y cambiante con el tiempo de los métodos existentes de levantamiento artificial para extracción de crudo, se dificulta el cumplimiento de las especificaciones pre establecidas para el procesamiento del crudo por parte de los lazos de control regulatorios. Tomando esto en cuenta, en éste trabajo se propone un sistema de supervisión inteligente que permite detectar cambios en las condiciones de operación del proceso productivo y realizar ajustes automáticos de sus consignas. Además, el sistema supervisor propuesto tiene la capacidad de detectar fallas en los sensores involucrados en los lazos de control, garantizando de esta manera una operación confiable del proceso. La propuesta fue probada en un pozo de petróleo real obteniéndose resultados que superaron las expectativas iniciales.

Palabras clave: Sistema supervisor inteligente, detector de eventos, modelo cualitativo, sistema de toma de decisión, detección y diagnóstico de fallos, métodos de levantamiento artificial.

ABSTRACT

The production maximization of heavy and extra heavy oil wells is the main benefit to be obtained from the control systems that are currently operating on oil companies. Given the complex and changing nature over time of existing artificial lift methods for oil extraction, meeting the specifications set for the processing of crude using conventional regulatory control is a difficult task. Taking this into account, this paper presents an intelligent supervisory system that detects changes in the operating conditions of the production process and makes automatic adjustments in its set points. Furthermore, the proposed supervisory system has the ability to detect faults in the sensors involved in the control loops, thus ensuring reliable operation of the process. The proposed supervisory system was tested in a real oil well, yielding results that exceeded expectations.

Keywords: Intelligent supervisory system, event detector, qualitative model, decision system, fault detection and diagnostic system, artificial lift method.

1. INTRODUCCIÓN

Las grandes corporaciones y empresas competitivas vinculadas con el área de procesamiento del petróleo, gas, petroquímica, entre otras, han logrado realizar inversiones muy significativas en sistemas automáticos de control en cada una de las cadenas de sus respectivos procesos de producción, con la finalidad de incrementar por una parte, los niveles de seguridad dentro de sus operaciones y, por otra, procesar o producir sus respectivos productos con la mayor calidad posible, minimizando en lo

posible el uso de recursos en términos de consumo de energía y reduciendo las labores de mantenimiento no programadas.

Particularmente, en las empresas de procesamiento de petróleo, se han implementado múltiples lazos de control regulatorio en la fase de extracción, transporte y procesamiento del crudo. Los operadores de las salas de control pueden visualizar la información sobre sus procesos a través de un software especializado denominado SCADA (Sistema de Control y Adquisición de Datos) y basados en su experiencia y conocimientos, expresados normalmente en términos cualitativos, toman decisiones en corto plazo relacionadas con el ajuste de las consignas de operación en algunos procesos o detectan tipos de anomalía en el funcionamiento de determinado sensor, algún controlador o en el proceso mismo.

La supervisión inteligente de procesos industriales es un área de intensos estudios y se ha convertido en una de las principales aplicaciones de la inteligencia artificial que mayor trascendencia ha logrado. Existen al menos tres claras orientaciones: algunos esquemas de supervisión buscan como objetivo la detección y el diagnóstico de fallas de los sensores de campo, otros esquemas contemplan realizar adaptaciones en línea sobre el controlador del proceso e inclusive acciones específicas sobre el proceso directamente y un tercer esquema involucra el hecho de mejorar su base de conocimiento o simplemente tener la capacidad de aprender. Algunos enfoques usados para el desarrollo de sistemas de supervisión inteligentes son: la lógica difusa, los sistemas expertos, los sistemas multiagentes como tecnología de implementación de sistemas distribuidos, los sistemas de eventos discretos, las redes de Petri, entre otros. En definitiva, la hibridación de algunas de las alternativas mencionadas, es lo que ha permitido desarrollar múltiples propuestas de esquemas de supervisión aplicado a procesos continuos.

En el marco del presente trabajo, se plantea una propuesta metodológica que permite diseñar un sistema de supervisión para procesos de petróleo, caracterizados por la presencia de incertidumbre, no linealidades y distintos estados de operación. Dicha propuesta está basada en el trabajo realizado en (Ramírez, 2013) con algunas modificaciones adaptadas para los procesos de extracción de petróleo. Se propone como punto de partida una arquitectura del sistema de supervisión que contiene básicamente el nivel de control y el nivel de supervisión. En el nivel de control, la metodología originalmente contempla la identificación de modelos difusos de alta interpretabilidad, basado en datos de entrada – salida, tomando en cuenta una serie de restricciones que garanticen el cálculo de la inversa para la obtención de controladores basado en modelos difusos. Luego se evalúa el desempeño del controlador bajo el esquema de control por modelo interno aplicado a sistemas complejos. Los detalles sobre el desarrollo del nivel de control fueron desarrollados en (Ramírez, 2013).

El nivel de supervisión contempla primeramente un módulo de detección y diagnóstico de fallas de los sensores de cada lazo de control regulatorio, un detector de eventos para la captura de eventos relacionados con cambios en alguna variable del proceso que afecte la cantidad y/o calidad de la producción, el modelo cualitativo del proceso representado a través de una máquina de estados finitos, el sistema de toma de decisión que se encarga de ajustar la consigna de operación de tal manera de garantizar en el proceso una operación continua, coherente y sub-óptima y el sistema de detección de fallas de la instrumentación asociada a los lazos de control.

2. PROPUESTA METODOLÓGICA

La presente propuesta va dirigida a sistemas de producción continua, como el proceso de extracción y tratamiento del crudo. La característica fundamental de estos sistemas es que su operación no puede detenerse, salvo en aquellas situaciones donde se presenten fallas en los equipos o exista un mantenimiento programado de los recursos físicos.

Específicamente, la operación de este tipo de proceso es de la siguiente forma: dado un flujo continuo de material se aplican procesos de transformación según un método determinado y luego el producto se envía inmediatamente al cliente usando una red de distribución o, pudiera almacenarse en depósitos para ser distribuidos posteriormente (Parra, 2013). La funcionalidad del sistema supervisor queda definida de la siguiente forma: detectar cambios en el estado de operación en un proceso de

petróleo, producto de la variación de la cantidad o calidad de producción, con la finalidad de realizar cambios en la consigna de operación que permita garantizar una operación sub-óptima y coherente en el respectivo estado de operación. Adicionalmente, el sistema supervisor debe tener la capacidad de detectar y diagnosticar las fallas tanto en sensores como en actuadores.

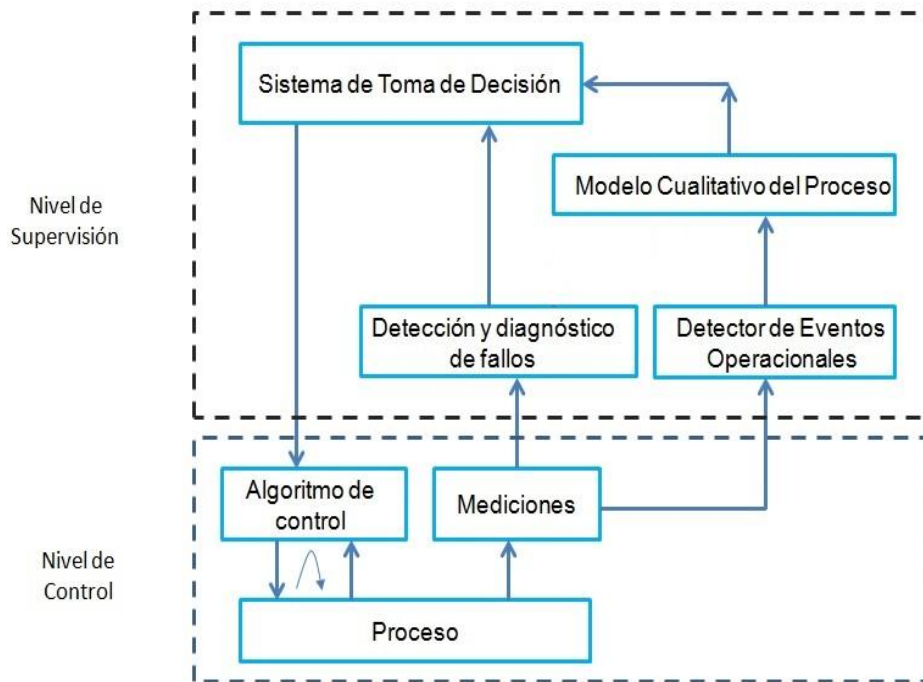


Figura 1. Arquitectura del sistema supervisor inteligente.

Para ello es necesario definir una arquitectura de supervisión local, mostrada en la Fig. 1, que comprende los siguientes elementos:

- Un controlador difuso unitario diseñado en base a la metodología CMI (Control por modelo interno), que fue objeto de estudio en los trabajos (Ramírez, 2013; Ramírez & Colina, 2008a; Ramírez & Colina, 2008b). Dicho controlador ya ha sido implementado en dos procesos continuos: separación gas-líquido y calentamiento de crudo. En este trabajo sin embargo, se parte de la premisa de que el controlador es de tipo PID.
- El módulo de medición que consolida todas las variables de la planta o unidad de producción que se desea supervisar.
- El módulo de detección y diagnóstico de fallas, basado en redes neuronales artificiales, que permite detectar las fallas más comunes en el actuador y el sensor del sistema de control en lazo cerrado y en cualquier otro sensor de importancia para la planta.
- El módulo detector de eventos operacionales. Éste evento se define como un suceso instantáneo que puede originar una transición entre estados. El detector de eventos trabaja en conjunto con el modelo cualitativo del proceso. Esto quiere decir que es necesario conocer el estado actual del proceso y determinar si un determinado evento genera o no una transición entre estados.
- El modelo cualitativo del proceso se trata de un autómata de estados finitos, que contiene los estados discretos de operación del proceso bajo condiciones normales de operación.
- El módulo de toma de decisión se encarga de cambiar la consigna de operación dependiendo del nuevo estado de operación siempre y cuando no exista alguna falla en el sensor o actuador del sistema de control en lazo cerrado.

La arquitectura propuesta combina los enfoques de modelación resolución múltiple y las ideas básicas de los sistemas de eventos discretos (Sanz, 2003). La justificación de esta propuesta obedece al hecho de que las dinámicas en el nivel de supervisión son de naturaleza discreta, sin importar si el

proceso es continuo. En este sentido, la dinámica de un proceso continuo puede representarse por medio de un sistema de eventos discretos (SED) donde cada estado corresponde a un modo de operación, mientras que los eventos se consideran como el cambio instantáneo de un estado a otro. Cada uno de los elementos que conforman la arquitectura de supervisión local mostrada en la Fig. 1 será explicado a continuación.

El módulo de medición muestrea todas las señales asociadas a la instrumentación de la unidad de producción que se desea supervisar. En muchos procesos industriales, además de la instalación de los sensores asociados al sistema de control en lazo cerrado, otros sensores se instalan para permitir la monitorización de información de interés sobre el estado del proceso. Por ejemplo, en un separador de producción se controla el nivel de crudo instantáneo y además se monitoriza la presión y temperatura de crudo en el separador.

El módulo de detección y diagnóstico de fallas (DDF) permite incrementar la fiabilidad de la planta, específicamente en los casos donde la seguridad es crítica. Para diseñar cualquier sistema de detección de fallas es necesario conocer los siguientes términos:

- Fallas: desviación no permitida en al menos una propiedad características o un parámetro del sistema que lo aparta de la situación aceptable, habitual o estándar.
- Avería: interrupción permanente en la capacidad para mantener una función requerida bajo condiciones de operación específicas.
- Funcionamiento defectuoso: irregularidad intermitente en el cumplimiento de la función deseada por el sistema.

Durante el proceso de detección y diagnóstico de fallas se requieren realizar varias tareas, algunas de las cuales se muestran a continuación:

- Detección: a partir de la información extraída de los datos medidos del proceso se determina que hay un funcionamiento anómalo.
- Aislamiento: determina la localización exacta de la falla, en ocasiones se determina con la causa.
- Identificación: determina la naturaleza de la falla, su tamaño y tiempo de ocurrencia.
- Reconfiguración o reestructuración de la ley de control: permite obtener un control tolerante a fallas, es decir, que el sistema siga operando aceptándose un comportamiento degradado pero estable aún ante la presencia de fallas. Si no es posible, se envía un mensaje de alarma y se procura que el sistema se apague de forma segura.

En relación a los métodos de detección de fallas, en términos generales, se pueden distinguir dos grandes grupos de métodos: aquellos que se basan en el modelo de la planta y los que no hacen uso del modelo de la planta. Para el primer grupo se utilizan métodos analíticos, bien sea a través de un modelo cuantitativo o un modelo cualitativo. El modelo cuantitativo viene expresado en términos de funciones matemáticas que relacionan las entradas y las salidas del sistema. Se realiza una descripción precisa del mismo y su dinámica suele estar representado por ecuaciones diferenciales. En los modelos cualitativos se realiza inferencias sobre el comportamiento de ciertos elementos del proceso para expresar las relaciones.

Para el segundo grupo, en contraste con los métodos basados en modelos, los métodos están basados en el conocimiento histórico del proceso, donde se requiere la disponibilidad de grandes volúmenes de información. En este tipo de método se extrae información crucial de los datos históricos para establecer relaciones cualitativas o cuantitativas de los comportamientos presentes en el sistema.

El módulo de detección y diagnóstico de fallas que se propone está basado en el esquema del observador de redes neuronales artificiales tal y como se muestra en la Fig. 2 y que tiene cierta relación con una de las propuestas planteadas en (Villegas, 2012).

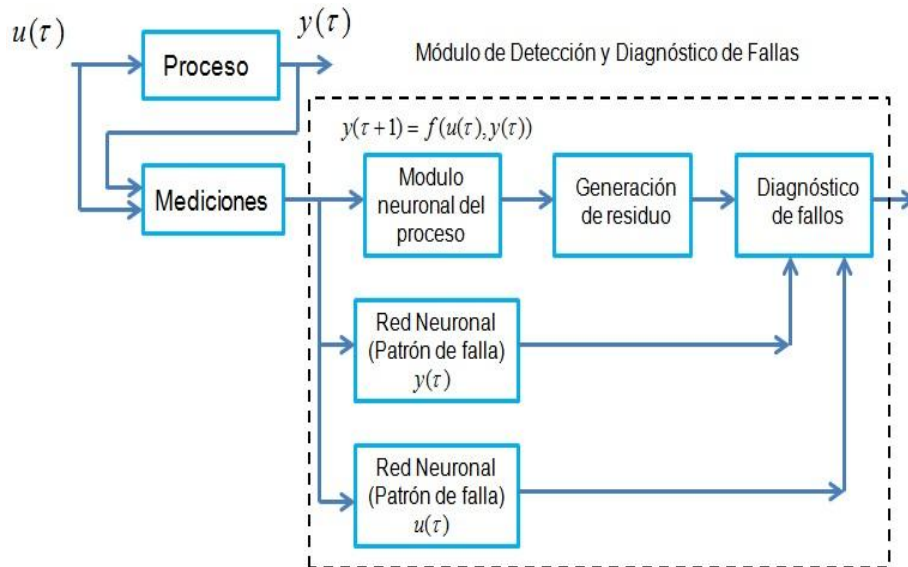


Figura 2. Módulo de detección y diagnóstico de fallas.

La primera red neuronal artificial se encarga de predecir el comportamiento de la salida del sistema de control en lazo cerrado. Los datos para entrenar esta red neuronal están relacionados con el comportamiento del sistema de control sin presencia de fallos. La segunda red neuronal se encarga de detectar los patrones de fallas más comunes de la variable $y(t)$. De manera análoga, la tercera red neuronal se encarga de detectar los patrones de fallas más comunes de la variable de $u(t)$. Para ésta última red neuronal por ejemplo, las fallas más comunes de las válvulas de control con actuador eléctrico son: motor eléctrico atascado, falta de calibración de los límites de carrera (lo que trae como consecuencia que la válvula no cierre o no abra completamente) y motor sobrecalentado.

Detector de eventos: una condición fundamental para implementar la funcionalidad del sistema supervisor que se propone consiste en identificar correctamente al evento que implique un cambio de estado en la operación de la planta. En general, la detección de eventos se implementa principalmente sobre variables continuas, aunque, esto no excluye la detección de eventos en variables discretas, como lo es por ejemplo, el encendido de un motor.



Figura 3. Ejemplo de mapeo directo de variable continua a discreta.

Cuando se trata de variables continuas observables directamente es necesario aplicar alguna regla que permita deducir la ocurrencia de un evento análogo a la proyección de un valor continuo hacia un estado discreto, como en los sistemas híbridos. Un caso sencillo ocurre cuando el valor de una variable continua está dentro de un intervalo que corresponde a un estado discreto y el cambio de un intervalo a otro se asocia a la ocurrencia de un evento. La Fig. 3 muestra un ejemplo sencillo para ubicar una variable continua (presión) en tres posibles valores discretos: baja, media y alta. En este caso se debe tener cuidado con la medición realizada por el dispositivo sensor, ya que éste está sujeto a variaciones debido a la naturaleza fluctuante del proceso o por las características intrínsecas del sensor.

Estas fluctuaciones pueden originar una detección errónea de eventos o dejar pasar el evento sin detectarlo. Otra estrategia para detectar eventos consiste en examinar tendencias sobre un conjunto de datos. Un método de agrupación denominado ventana deslizante fue diseñado por Sarrate & Aguilar (2013), en su trabajo sobre vigilancia y control inteligente de procesos.

El método de detección de eventos que se propone está concebido para detectar eventos que pueden o no causar una transición de estado, tal y como lo muestra la Fig. 4. Para ello se propone seguir los tres siguientes pasos:

- Se necesita determinar el estado actual del proceso bien sea en términos de la cantidad de producción o de la calidad de producción que maneja realmente la unidad de producción. Ello implica la necesidad de medir directa o indirectamente la variable $q(t)$, que es la variable que indica el volumen o la tasa de producción y $c(t)$, que es la variable que indica como se está comportando el producto que procesa la unidad de producción en términos de su calidad.
- Luego se toma una serie de muestras de la variable controlada $y(t)$, que se asume es afectada por los cambios tanto de $q(t)$ como de $c(t)$ en un intervalo de tiempo T , y se calcula la pendiente promedio m_m . Éste parámetro indica cual es la magnitud de la variación de $y(t)$.
- Finalmente, se evalúa nuevamente el estado de operación del proceso y se verifica si se mantiene el mismo estado.

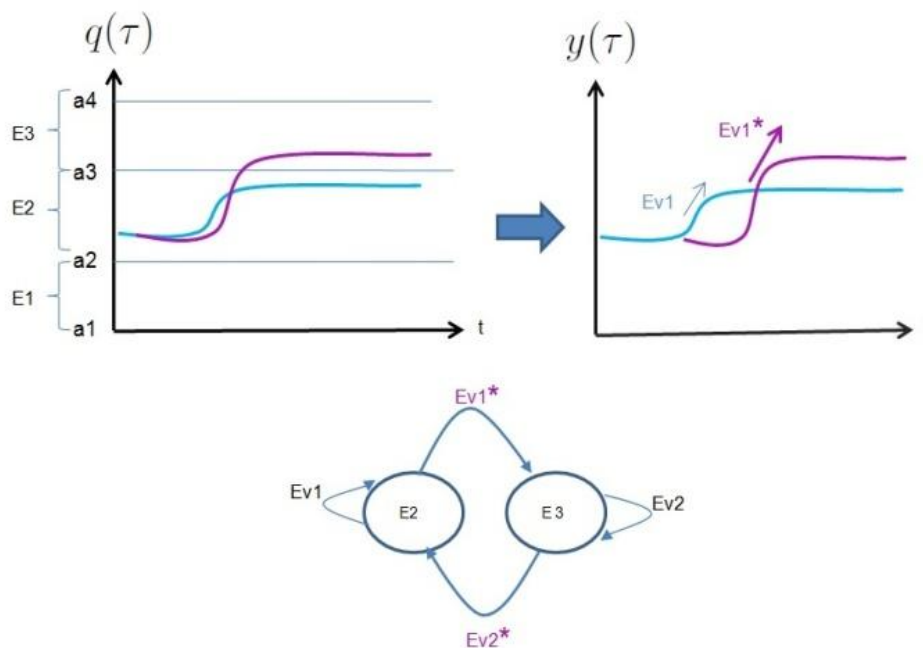


Figura 4. Detección de eventos.

Los tres pasos anteriores se pueden sintetizar a través de las tres siguientes reglas básicas:

Si $e_{anterior}$ es E_2 y $m_m \neq 0$ y e_{actual} es E_2 Entonces ocurre Ev_1 .

Si $e_{anterior}$ es E_2 y $m_m \neq 0$ y e_{actual} es E_3 Entonces ocurre Ev_1^* .

Si $e_{anterior}$ es E_2 y $m_m = 0$ Entonces no ocurre ningún evento.

en donde tanto E_2 como E_3 son estados de operación discretos distintos, $e_{anterior}$ es el estado discreto antes del cálculo de la pendiente promedio y e_{actual} es el estado actual luego de que se efectúe el cálculo de m_m . Por otro lado, E_{V1} es un evento que no causa transición de estado, simplemente se trata de un cambio repentino de la variable $y(t)$ producto de un cambio de $q(t)$, tal y como se muestra en la Fig. 4. En cambio, E_{V1*} , es un evento que genera una transición del estado E_2 al estado E_3 , (ver Fig. 4). Evidentemente, dependiendo del signo de m_m , el evento E_{V1*} estaría relacionado con un aumento o disminución de producción dependiendo del tipo de proceso.

El modelo cualitativo del proceso que se propone es representado a través de una máquina de estados finitos. Una máquina G de estados finitos es una quintupla $G = (X, \Sigma, f_t, x_1, X_m)$ en donde:

- X es un conjunto finito de estados denotados por x .
- Σ , alfabeto de entrada, es un conjunto de eventos de entrada, denotado cada uno con una letra de un alfabeto.
- $f_t : X \times \Sigma \rightarrow 2^X$ es la función de transición o evolución del autómata.
- $x_1 \in X$ es el estado inicial del autómata.
- $X_m \in X$ es el conjunto de estados deseados de G .

Es importante aclarar que el alfabeto de entrada Σ incluye los eventos que generan transición de estados y los eventos que no generan transición estados tal y como se explicó en la sección anterior. Para definir los estados discretos del proceso se seleccionan dos variables asociadas al mismo: la variable que determine la cantidad de producción que maneja la unidad de producción $q(t)$ y una variable que tenga influencia en la calidad del producto $c(t)$, que procesa la unidad de producción que está siendo supervisada.

Luego se definen n_1 rangos de valores para la variable relacionada con la cantidad de producción $q(t)$, cada rango con su respectiva etiqueta cualitativa, y n_2 rangos de valores para la variable relacionada con la calidad del producto; por lo que el número de estados discretos es de $n_1 \times n_2$. De tal manera que, cada estado discreto de operación está asociado a una descripción cualitativa que indica de alguna manera tanto el volumen de producción como su calidad. En la Fig. 5a, hay un ejemplo muy específico en donde se definen tres rangos para la variable $q(t)$ y dos rangos para la $c(t)$ lo que daría un total de 6 estados discretos x_1, x_2, \dots, x_6 .

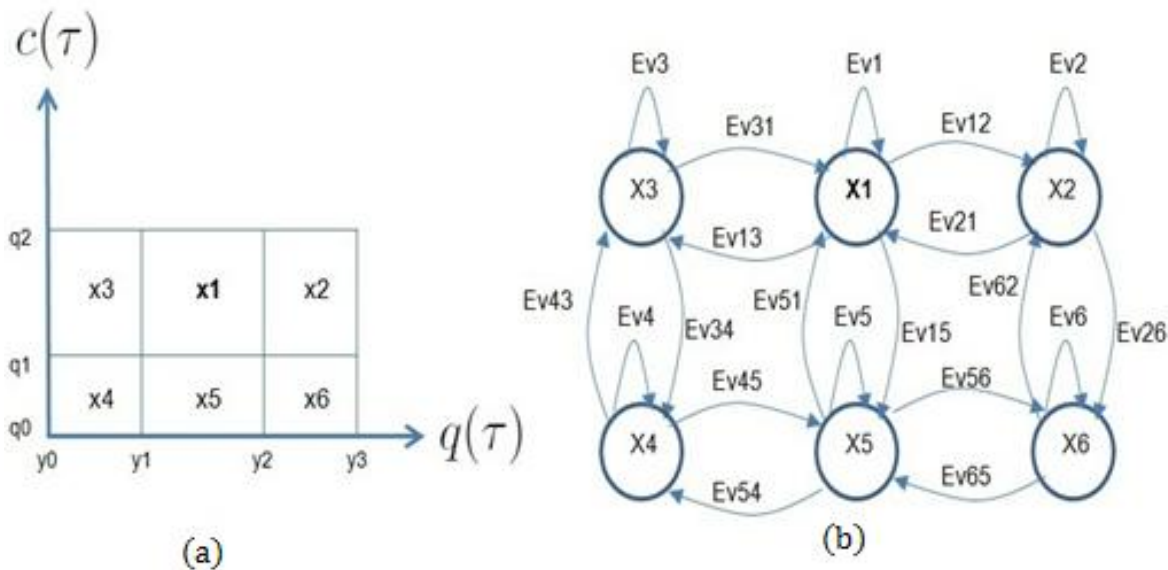


Figura 5. Modelo cualitativo general de un proceso.

Estos estados discretos conforman una máquina de estados finitos y es importante definir el estado inicial x_1 . La máquina evolucionará por el resto de los estados dependiendo de la activación de los eventos que generan transición de estados cuya causa proviene de una variación significativa tanto de la cantidad como de la calidad de producción del producto que entra a la unidad de producción. Es por ello que tanto el detector de eventos como el modelo cualitativo basado en máquina de estados finitos dependen mutuamente entre sí.

Sea x_1 el estado inicial como se observa en la Fig. 5b, si ocurre el evento Ev_{12} asociado a un aumento o disminución de la cantidad de producción entonces el nuevo estado del proceso sería x_2 . Una vez que el proceso está en el estado x_2 si ocurre el evento Ev_{21} , el proceso vuelve nuevamente al estado x_1 . Luego si ocurre el evento Ev_{13} entonces el proceso cambia al estado x_3 . Este evento Ev_{13} es similar al evento Ev_{21} , por lo que la máquina presenta varios eventos que son similares.

Cabe destacar que la máquina de estado finito que se muestra en la Fig. 5b es de tipo determinista y es válida si y sólo si las señales que representan las variables tanto de cantidad como de calidad de la producción están en condiciones normales, es decir, cuando no exista presencia de fallas tales como señales fuera del rango de operación o algún cambio abrupto en $q(t)$ o $c(t)$, por ejemplo, un cambio en $q(t)$ que implique un cambio del estado de operación x_2 al x_2 .

El sistema de toma de decisión realiza tres tareas muy importantes en función a la variación del estado de operación del proceso. La primera tarea está relacionada con el cambio de la consigna de operación o setpoint. Esto quiere decir que por cada estado de operación x_i existe un setpoint Sp_i en el cual se supone que la unidad de producción realiza el proceso de transformación del producto de la forma más idónea posible.

La segunda tarea trata sobre la minimización del error de estado estático a través de la adaptación de los parámetros escalares del controlador (Ramírez, 2013). La tercera tarea tiene que ver con la notificación de la falla detectada. En las Figs. 6(a) y 6(b) se muestran las tres tareas que realiza el sistema de toma de decisión. En el presente trabajo solo vamos a contemplar la tarea 1 y 3.

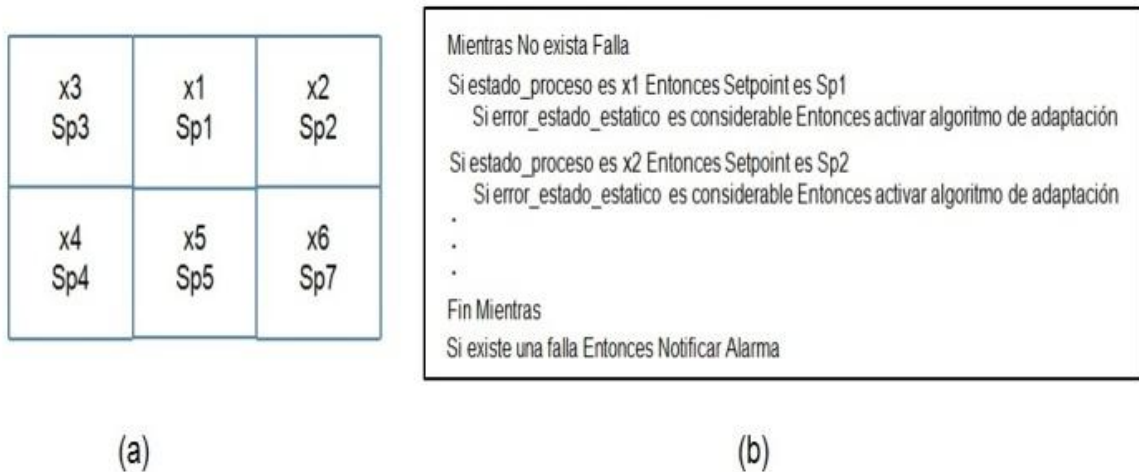


Figura 6. Sistema de toma de decisión.

3. IMPLEMENTACIÓN DE LA PROPUESTA DE SUPERVISIÓN EN POZOS DE CRUDO PESADO Y EXTRAPESADO

El proceso de extracción de crudo pesado y extra pesado requiere de la instalación de métodos de levantamiento artificial que funcionen de manera eficiente para poder extraer el crudo remanente con el menor número de intervención del pozo por razones de mantenimiento. La necesidad de usar métodos de levantamiento, tales como la bomba de cavidad progresiva (BCP), la bomba electro-

sumergible (BES) o una bomba mecánica (BM), radica en que este tipo de crudo es de alta viscosidad y la presión estática del yacimiento no es suficiente para que fluido se desplace de manera natural.

Una vez construido y completado un pozo de crudo pesado o extra pesado se procede a la fase de automatización. Previamente es de suma importancia, durante el proceso de completación del pozo, instalar los sensores de fondo para medir la presión y temperatura a la entrada de la bomba y a la salida de la bomba y la vibración de la bomba.

Seguidamente se instalan los medidores de presión y temperatura en la línea de cabezal del pozo y en el anular del pozo. Adicionalmente, para este tipo de crudo, es necesaria la inyección de un petróleo liviano conocido como diluyente que permite desplazar con mayor facilidad el crudo que es bombeado desde el cabezal del pozo hasta la estación de procesamiento más cercana. Por otra parte, en pozos que tienen alta relación gas petróleo, es decir, pozos que producen altos volúmenes de gas, se ha demostrado que la regulación de la presión del anular o casing, como se muestra en la Fig. 7, permite mejorar la eficiencia de bombeo e incrementar hasta un 20 % la producción de cada pozo. Finalmente, la monitorización de los parámetros eléctricos del variador de frecuencia del motor de la bomba es de suma importancia.

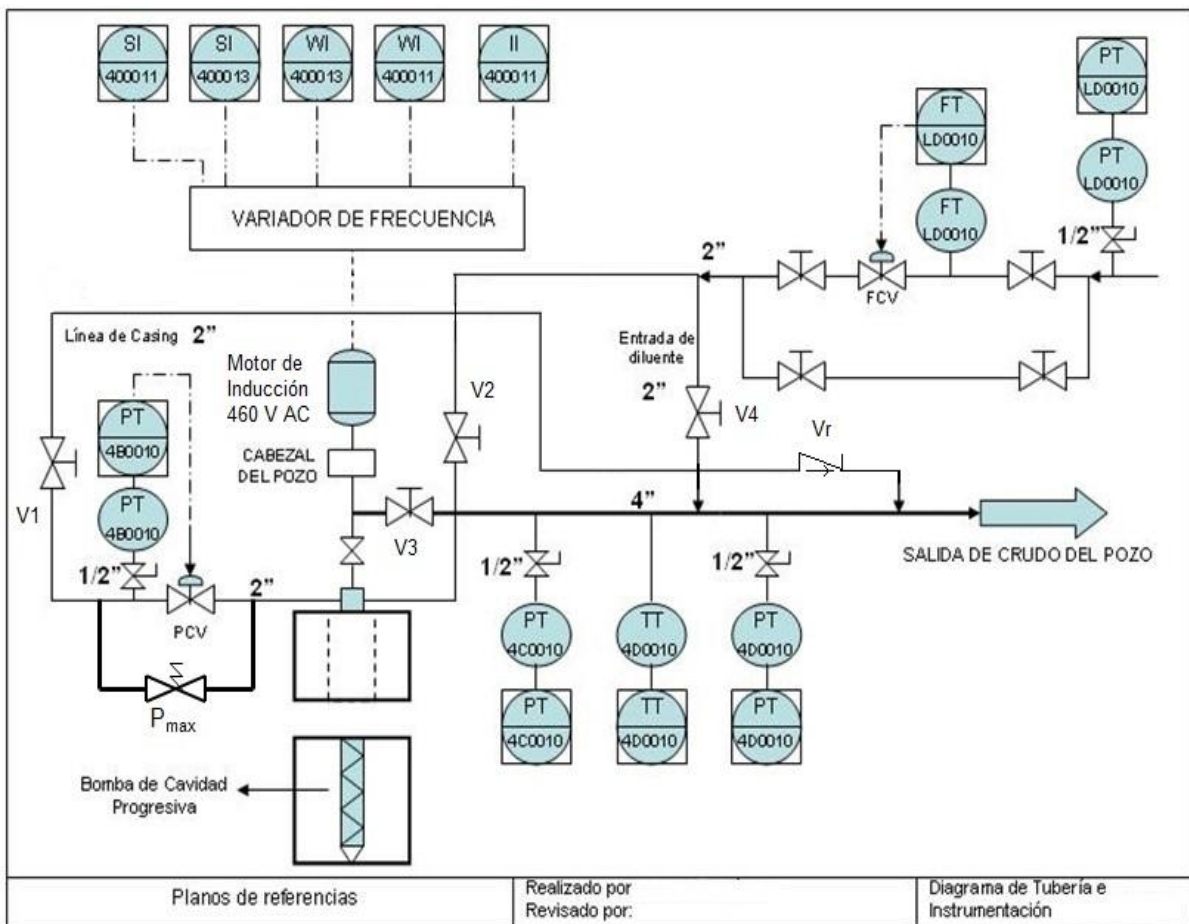


Figura 7. Diagrama de tubería e instrumentación de un pozo BCP automatizado.

En la Fig. 7 se muestra un diagrama de tubería e instrumentación de un pozo de crudo extra pesado actuado con una bomba de cavidad progresiva perteneciente a la empresa Petróleos de Venezuela. En condiciones normales de operación, las válvulas V1 y V3 están abiertas; de esta manera el gas en la línea del casing es introducido en la tubería de salida de crudo de 4" a través de una válvula de retención Vr y el pozo fluye a través de la válvula V3. Adicionalmente, la válvula V2 está cerrada y la válvula V4 está abierta lo que permite garantizar la inyección de diluyente a través de la válvula de control FCV con el fluido que viene del subsuelo permitiendo desplazar con mayor facilidad la mezcla resultante hacia la estación de procesamiento más cercana.

La inyección de diluyente cumple dos objetivos: facilitar el transporte del crudo a la estación más cercana evitando al mismo tiempo una alta presurización en la línea de salida y el otro objetivo tiene que ver con lograr una mezcla adecuada de la gravedad API resultante, que debe estar entre 15,5 y 16,5 grados API. La mezcla resultante se denomina crudo merey. El crudo en la formación tiene una gravedad API que oscila entre 9 a 12 grados API y el diluyente tiene una gravedad API de 26 grados, sin embargo, este último valor puede cambiar por razones operacionales.

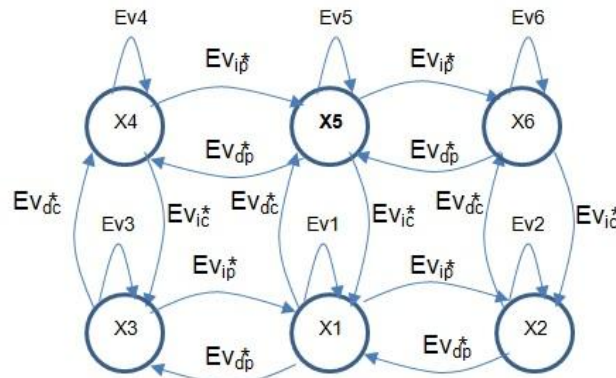
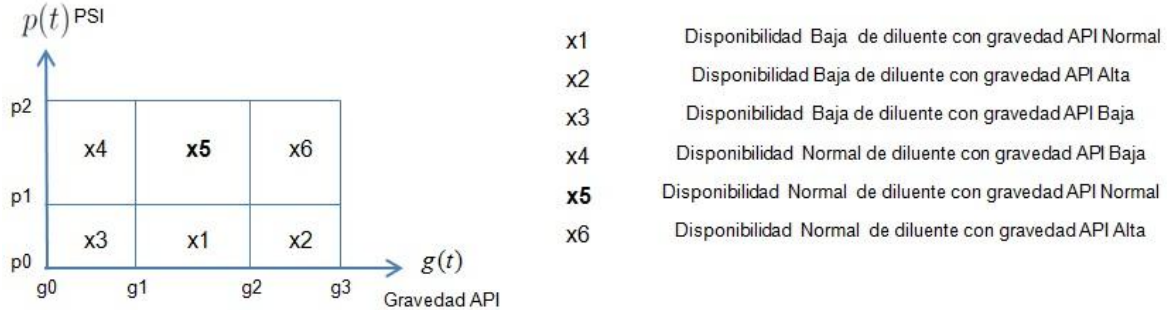


Figura 8. Modelo cualitativo del proceso de inyección de diluyente.

Para validar la propuesta que hemos planteado, se tomó la decisión de implementarlo en un pozo de crudo extra pesado de tipo BCP. Los dos lazos de control involucrados son el control de la inyección de diluyente y el control de la presión en el anular. Dichos lazos de control son implementados a través de un algoritmo PID.

En cuanto al lazo de control de inyección de diluyente, la variable que determina la calidad del proceso como tal es la gravedad API, que es la variable que determina la disponibilidad en cuanto a la cantidad. Basado en lo anteriormente descrito, si la gravedad API del diluyente es alta entonces se procede a inyectar menos diluyente y viceversa. Por otro lado, si la presión de inyección es alta quiere decir que la mezcla entre el diluyente y el fluido de formación es adecuada y en caso contrario se requeriría inyectar un poco más de diluyente. En la Fig. 8 se muestra el modelo cualitativo del proceso de inyección de diluyente basado en máquina de estados finitos.

En cuanto al módulo de detección y diagnóstico de fallas, se requiere entrenar una primera red neuronal que tenga la capacidad de predecir el comportamiento del sistema en lazo cerrado. Por ende la red neuronal, que en este caso es de tipo perceptrón multicapa, debería tener la capacidad de comportarse como un modelo que tiene la siguiente forma:

$$\hat{y}(\tau + 1) = f(y(\tau), u(\tau))$$

Para ello se requiere tener disponible datos del proceso en condiciones normales de operación. La red neuronal fue entrenada con 1200 datos reales con un período de muestreo de un segundo y realizando varios cambios en la consigna de operación. Se usaron 800 datos para probar la red. Se usaron 6 neuronas en la primera capa, tres en la segunda y una en la última capa. Las funciones de transferencia seleccionada para cada neurona son de tipo sigmoidea bipolar. Dado que el modelo neuronal no es exacto debido al ruido presente en el sistema y a la misma incertidumbre presente en

las mediciones, entonces la predicción siempre tendrá un pequeño error; por lo que en la práctica el residuo nunca llegará a cero. Es necesario analizar entonces el residuo para escoger un umbral que establezca un cambio o no de un determinado tipo de comportamiento. Se ha seleccionado un umbral de manera empírica $r_{umbral} \leq 1$, lo cual para efectos prácticos se considera aceptable.

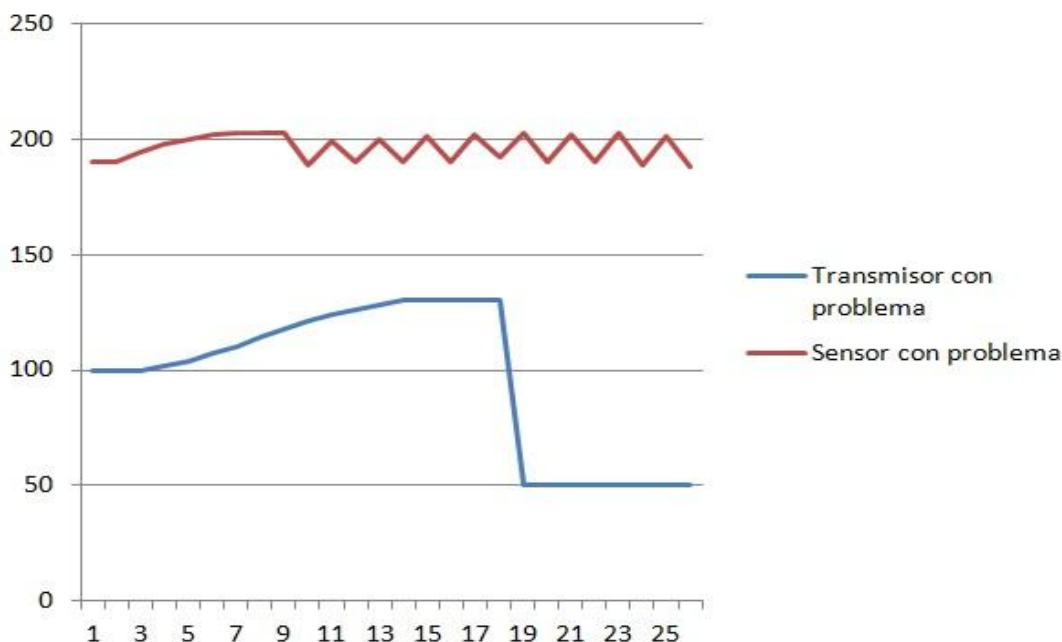


Figura 9. Patrones de fallas medidor de flujo de diluyente.

La segunda red neuronal es entrenada para reconocer los patrones de fallas de la señal $y(t)$; en este caso particular, el medidor de flujo de diluyente. Esta red neuronal fue entrenada para reconocer dos patrones de fallas muy comunes: falla en el transmisor y ruido en el sensor (falla propiamente en el sensor). Específicamente, este medidor de flujo es de tipo coriolis y se dispone de datos históricos que reflejan las fallas mencionadas. La falla en el transmisor se refleja con un cambio abrupto de la señal de medición a un valor fijo. La falla en el sensor se refleja como lecturas oscilatorias de la señal de flujo. La gráfica de la Fig. 9 muestra un ejemplo de los dos patrones de fallas.

4. CONCLUSIONES

Se ha propuesto un sistema de supervisión para procesos de petróleo basado en el trabajo realizado en (Ramírez, 2013). Originalmente la función principal del sistema de supervisión estaba enmarcada en la realización de cambios en la consigna de operación dependiendo de los cambios de estado de operación de la planta en condiciones normales de operación. En esta nueva propuesta se ha incluido un módulo de detección y diagnóstico de fallas que es de gran importancia debido a que brinda una confiabilidad en la toma de decisiones.

AGRADECIMIENTOS

El primer autor desea expresar su reconocimiento el respaldo dado por la empresa Petróleos de Venezuela, SA, en el desarrollo de éste trabajo. El segundo autor reconocer el respaldo del Proyecto Prometeo, de la Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación de Ecuador.

REFERENCIAS

- Ramírez, M., 2013. *Sistema de control con alto grado de autonomía para procesos industriales complejos*. Tesis doctoral, Departamento de Sistemas de Control, Facultad de Ingeniería, Universidad de los Andes, Mérida, Venezuela.
- Ramírez, M., E. Colina, 2008. Fuzzy model based control: *Application to an oil production separator*. IEEE, Proceedings of the 8th International Conference on Hybrid Intelligent, 10-12 September, Barcelona, Spain, 750-757.
- Ramírez, M., E. Colina, 2008. *Control basado en modelos difusos aplicado a procesos industriales complejos*. XIII Congreso latinoamericano de control automático y VI Congreso Venezolano de Automatización y Control, Mérida, Venezuela.
- Sanz, M., 1990. *Arquitectura de control inteligente de procesos*. Tesis doctoral, Departamento de Automática de la Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales de la Universidad Politécnica de Madrid, España.
- Sarrate, R., J. Aguilar, 2003. *Vigilancia de un proceso a partir de la detección de eventos significativos*. XXIV Jornadas de Automática, Universidad de León, España.
- Parra, C., 2010. *Modelado y simulación de control supervisorio para sistemas holónicos de producción*. Tesis doctoral, Facultad de Ingeniería, Universidad de los Andes, Venezuela.
- Villegas, T., 2012. *Aplicación de técnicas robustas para la detección y diagnóstico de fallos*. Tesis doctoral, Escuela de Ingeniería Industrial, Universidad Valladolid, España.