

Estado futuro de bombas centrífugas. Metodología de diagnóstico



Francisco Javier Botero Herrera

Maestro en Ingeniería. Profesor del Departamento de Ingeniería Mecánica de la Universidad EAFIT. Investigador del Grupo de Estudios en Mantenimiento Industrial de la misma institución.
fboteroh@eafit.edu.co

Leonel Francisco Castañeda Heredia

Doctor en Ciencias técnicas. Profesor del Departamento de Ingeniería Mecánica de la Universidad EAFIT. Investigador del Grupo de Estudios en Mantenimiento Industrial de la misma institución.
lcasta@eafit.edu.co

Recepción: 12 de mayo de 2006 | Aceptación: 15 de julio de 2006

Resumen

En este artículo se plantea una metodología que permite pronosticar el tiempo en que se debe efectuar el servicio de mantenimiento a una bomba centrífuga. Esta metodología consta de diferentes tareas de diagnóstico, que abarcan desde la selección de los puntos de recolección de datos hasta la optimización del pronóstico. La metodología se valida en un sistema de bombeo experimental, en el cual se simula un estado de avería causado por la obstrucción progresiva de la línea de succión.

Palabras Clave

Bombas centrífugas
Diagnóstico técnico
Pronóstico de estado técnico
Cavitación

Future state of centrifugal pumps, diagnose methodology

Abstract

This article proposes a methodology that allows the prediction of the time in which the maintenance service for a centrifugal pump must be carried out. This methodology comprises different diagnosis tasks which go from the selection of the data acquisition points to the forecast optimization. The methodology is validated in an experimental pumping system, in which there is simulation of a breakdown condition caused by the progressive obstruction of the suction line.

Key words

Centrifugal pump
 Technical diagnosis
 Technical state forecast
 Cavitation

El pasado enseña el futuro.

Pindaro

Introducción

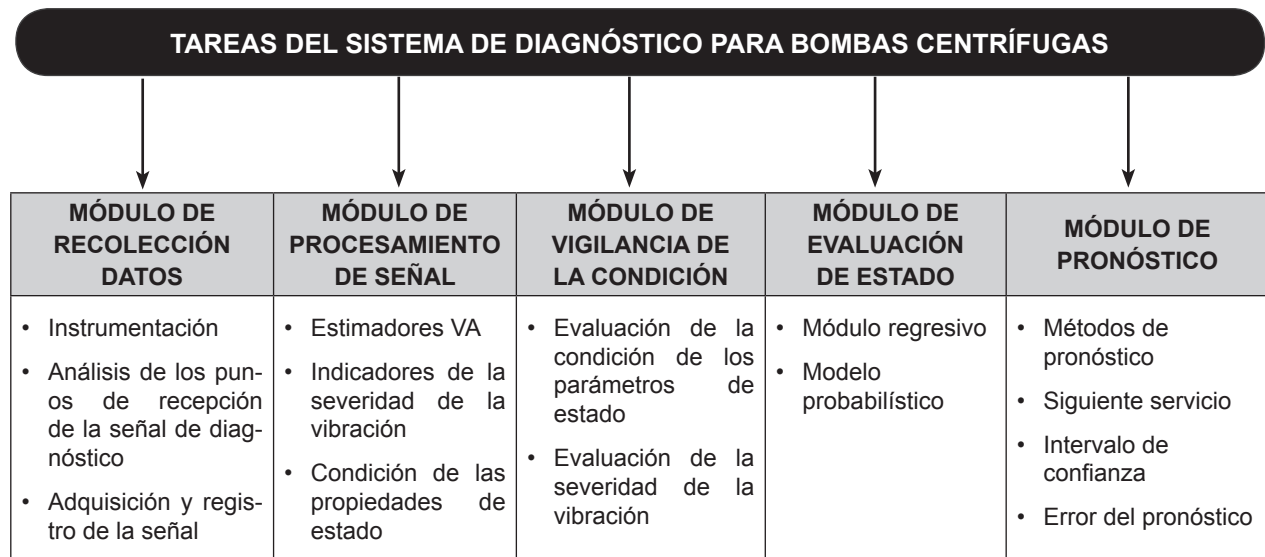


El diagnóstico técnico es la rama de la ingeniería que se encarga de estudiar el estado técnico actual, su causa (*génesis*) y el cambio posible en el horizonte futuro (*prognosis*) de los sistemas técnicos. Los sistemas técnicos contemporáneos son cada vez más complejos en su diseño, función y mantenimiento. Esto generalmente implica una menor confiabilidad y un mayor riesgo en la operación del sistema. Los nuevos sistemas de monitoreo de máquinas buscan minimizar estos riesgos, evaluando la vida residual del sistema (Cempel, 2000). Natke y Cempel han trabajado el modelo del procesador de energía (Natke, 1999) y el monitoreo multi-falla basado en la *descomposición en valores singulares* (SVD, por sus siglas en inglés) de la matriz de observación de síntomas (Cempel, 2003). Estas nuevas tendencias chocan con los sistemas de monitoreo tradicionales, especializados en estudiar el comportamiento de un parámetro en particular y no de la interacción de varios de ellos.

La metodología propuesta es el resultado de dos años de investigación patrocinados por la universidad EAFIT, a través del Grupo de Investigación GEMI y en cooperación directa del Instituto de Diagnóstico Técnico de Polonia. El punto de partida fue la teoría de los autores citados, complementada con tareas y criterios para el desarrollo del diagnóstico de un sistema técnico: una bomba centrífuga. Las tareas se condensan en los módulos mostrados en la Figura 1.

El estado técnico de un sistema de bombeo depende de la condición de sus parámetros de estado. El monitoreo de estos parámetros, por lo general, implica detener y desmontar el sistema, lo que incrementa los costos de mantenimiento y producción. Por esta razón, se han establecido relaciones entre los parámetros de estado y otros parámetros propios del funcionamiento del sistema; estos últimos pueden ser medidos durante la operación: parámetros de operación, como la cabeza de bomba y el caudal, y residuales, como las vibraciones mecánicas.

Figura 1. Metodología de diagnóstico técnico



1. La metodología

1.1 Módulo de recolección de datos

El módulo de recolección de datos se encarga de resolver las tareas de la instrumentación del sistema de bombeo y de la ubicación de los puntos para la toma de datos. Los parámetros a registrar son (Torres, 2004, 62): presión y caudal del fluido, velocidad de rotación y troque del motor, variables vibro-acústicas y de los lubricantes. Los puntos para la toma de las señales vibro-acústicas se seleccionan a partir de un conjunto preliminar de puntos de medición, de acuerdo con un análisis de coherencia, por medio de la expresión:

$$C_{xy}(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f) P_{yy}(f)} \leq 1 \quad (1)$$

que es función de la densidad de las potencias espectrales P_{xx} y P_{xy} de las señales tomadas en los puntos de adquisición x e y mediante el criterio de la misma afinidad, dada por:

$$\ln_{xy}(\theta_i) = \sum_{x=1}^j \log \frac{1}{C_{xy}(f_x, \Delta f_x, \theta_i)} \quad (2)$$

para los instantes θ_i del tiempo de vida del sistema de bombeo.

Se propone conformar el conjunto de puntos preliminares, con los puntos de medición dictados por normas técnicas internacionales.

1.2 Módulo de procesamiento de la señal

Las señales que se toman en los puntos seleccionados por medio del primer módulo, se procesan para obtener estimadores vibro-acústicos (VA, en adelante) en términos de amplitud, frecuencia, fase y distribución, entre otros (Botero, 2005, 57).

1.3 Módulo de vigilancia de la condición

La norma técnica ISO 10816-3 se emplea para evaluar la severidad de la vibración de la bomba centrífuga. La bomba se clasifica de acuerdo con el tipo de soportes (rígido/flexible), la potencia consumida por el motor y el parámetro de medición. De este modo, se fija el valor límite correspondiente que permita emitir un concepto de acuerdo con el nivel de vibración.

1.4 Módulo de evaluación de estado

El estado técnico de las bombas centrífugas puede ser descrito en función del tiempo dinámico t y del

tiempo de vida (Zoltowski, 1996, p. 62), por medio del modelo lineal regresivo:

$$Y(\theta, t) = A(t) X(\theta, t) + R(\theta, t) \quad (3)$$

donde:

$X(\theta, t)$: matriz de variables independientes o parámetros de estado.

$Y(\theta, t)$: variable dependiente o parámetros de diagnóstico.

$A(t)$: matriz de coeficientes a estimar, y

$R(\theta, t)$: las perturbaciones aleatorias.

Los estados técnicos en los que se puede encontrar el sistema de bombeo, constituyen el conjunto $W_k = \{w_k, k = 1, 2, \dots, K\}$. El número de estados w_k depende de las exigencias del proceso de evaluación del estado técnico. En el caso más simple, el conjunto de los posibles estados se divide en dos clases: buen estado (w_0) y avería o mal estado (w_1). El estado de la bomba, w_k se puede definir directamente si se conocen los parámetros de estado x_n , o indirectamente si se conocen los parámetros de salida adecuados y_j :

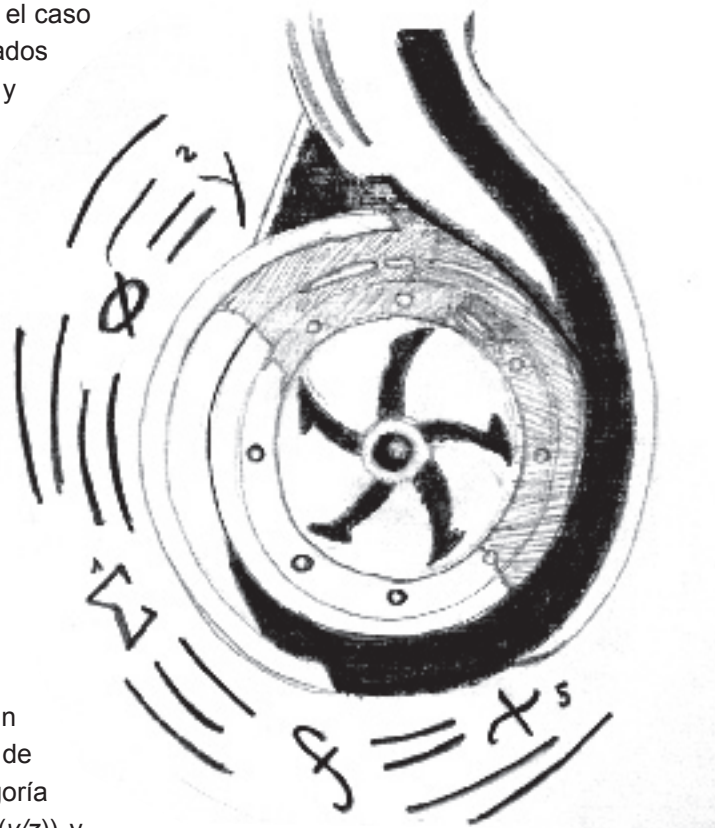
$$w_k = f(y_j); j = 1, 2, \dots, J \quad (4)$$

De este modo, conocidos los parámetros de salida, es posible solucionar el modelo regresivo (3) y determinar los valores de los parámetros de estado.

La conclusión obtenida en el proceso de diagnóstico sobre el estado de la bomba, es la base para tomar de decisión sobre la intervención de mantenimiento o la estimación del tiempo para su realización. Cuando hay un alto nivel de ruido, la decisión final del estado de la bomba centrífuga puede estar dada en categoría de probabilidades de los estados bueno ($P(y/z)$) y malo ($P(y/n)$). La decisión se formula utilizando la regla de Bayes, definiendo el umbral de reconocimiento (Natke, 1997, 174):

$$P(W/y) = P(W) \frac{P(y/W)}{P(y)} = \frac{P(W) P(y/W)}{P(z) P(y/z) + P(n) P(y/n)} \quad (5)$$

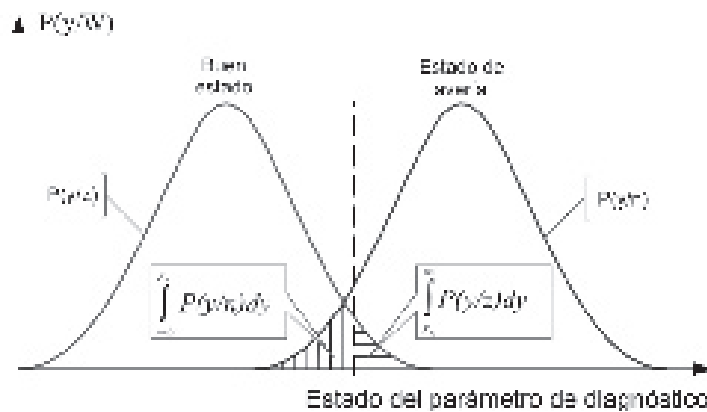
Teniendo de entrada la información de la disponibilidad del sistema técnico $P(W)$ y definiendo la probabilidad de que el estado sea bueno, dado que el parámetro sobrepasó el valor límite $P(y/w)$ a



partir de la medición de su valor, las probabilidades condicionadas de buen y mal estado, $P(y/z)$ y $P(y/n)$, respectivamente, se pueden calcular, y si la probabilidad de buen estado calculada supera el umbral de reconocimiento $P(W/y) > P(W)$ para $W = [z, n]$, entonces el valor de mayor probabilidad define el estado.

El modelo probabilístico del estado técnico de la bomba centrífuga, permite determinar las probabilidades de acertar en el diagnóstico de estado: que esté buena, que presente una falsa alarma, que no pueda detectar un estado de avería o que el diagnóstico sea de un mal estado. La Figura 2 ilustra el modelo probabilístico, las distribuciones teóricas, de las cuales es posible calcular las probabilidades propias del modelo.

Figura 2. Modelo probabilístico



1.5 Módulo de pronóstico

El pronóstico del estado técnico del sistema de bombeo se desarrolla mediante dos tareas de optimización: la primera se encarga de determinar el conjunto de parámetros de salida adecuados para el pronóstico, mientras que la segunda busca el método óptimo de pronóstico. El resultado de estas tareas se conoce como el PET° o pronóstico óptimo del estado técnico. El PET° debe constar el término del siguiente servicio t_{b1} , el error del pronóstico e_p y el radio de confianza del pronóstico r_σ (Tylicki, 1997):

$$PET^\circ = \langle t_{b1}, e_p, r_\sigma \rangle \tag{6}$$

Si el PET es un conjunto multi-elemento, se calculan sus componentes según:

$$t_{b1} = \frac{\sum_{i=1}^J w_i t_{b1}(y_i)}{\sum_{i=1}^J w_i}, \quad e_p = \frac{\sum_{i=1}^J w_i e_p(y_i)}{\sum_{i=1}^J w_i}, \quad r_\sigma = \frac{\sum_{i=1}^J w_i r_\sigma(y_i)}{\sum_{i=1}^J w_i} \tag{7}$$

donde w_j es el peso para el correspondiente parámetro y_j .

1.5.1 Parámetros de pronóstico

El conjunto de parámetros debe ser capaz de representar los cambios de estado técnicos en el tiempo de explotación, poseer la máxima información sobre el estado técnico y presentar una variación adecuada. Para cumplir los requerimientos, se proponen los métodos de:

- máxima sensibilidad ($x_{1,1}$)
- máximo cambio relativo ($x_{1,2}$)
- máxima capacidad de información ($x_{1,3}$) y
- máxima variación ($x_{1,4}$),

que conforman el conjunto:

$$X_1 = \{x_{1,1}, x_{1,2}, x_{1,3}, x_{1,4}\} \quad (8)$$

La tarea para determinar el conjunto de parámetros de diagnóstico es:

$$(X_1, F_1, \Phi_1) \quad (9)$$

F_1 son los criterios para la selección de los parámetros de diagnóstico, o el indicador de calidad de la solución $F_1(X_1) = (f_{1,1}(x), f_{1,2}(x))$.

Φ_1 es la relación de dominio de la tarea de optimización; puede resultar un conjunto solución dominante $X_D^{\Phi_1}$ o no dominante $X_N^{\Phi_1}$. Si la relación es no dominante se adopta un conjunto solución de compromiso $X_K^{\Phi_1}$.

El conjunto $X_D^{\Phi_1}$ se debe encontrar como sigue: Sean:

$f_{1,1}(x) = \frac{s_j}{y_j}$; y_j, s_j la medida y la desviación estándar del parámetro y_j , y

$f_{1,2}(x) = r(y_j, W)$ la correlación del parámetro de diagnóstico y el estado técnico W .

Entonces se deben maximizar las funciones:

$$f_{1,1}(x) = e_j(x), x \in X_1; j = 1, \dots, n \quad (10)$$

$$f_{1,2}(x) = r_j(x), x \in X_1; j = 1, \dots, n \quad (11)$$

Posteriormente se determinan los conjuntos X_1^1 y X_1^2 :

$$X_1^1 = \left\{ x^* \in X_1 : e_j(x^*) = \max_{x \in X_1} (e_j(x)) \right\} \quad (12)$$

$$X_1^2 = \left\{ x^* \in X_1 : r_j(x^*) = \max_{x \in X_1} (r_j(x)) \right\} \quad (13)$$

y el conjunto solución dominante como el producto de los conjuntos X_1^1 y X_1^2 :

$$c^* = \frac{f_{1,1}(x)}{c_1^{\max}}, \quad (16)$$

Si $X_D^{\Phi_1}$ es vacío, se determina un conjunto solución no dominante $X_N^{\Phi_1}$ y de compromiso $X_K^{\Phi_1}$. Para ello se establece la coordenada del punto ideal normalizado c^* :

$$c_1^* = \max_{x \in X_1} (e_j(x)) \quad c_2^* = \max_{x \in X_1} (r_j(x)) \quad (14)$$

El indicador de calidad de la solución se normaliza según:

$$F_1^*(x) = \{f_{1,1}^*(x); f_{1,2}^*(x)\} \quad (15)$$

donde:

$$f_{1,1}^*(x) = \frac{f_{1,1}(x)}{c_1^{\max}}, \quad f_{1,2}^*(x) = \frac{f_{1,2}(x)}{c_2^{\max}} \quad (16)$$

y,

$$c_1^{\max} = \max_{x \in X_1} (f_{1,1}(x)); \quad c_2^{\max} = \max_{x \in X_1} (f_{1,2}(x)) \quad (17)$$

La normalización presentada mantiene las proporciones de los indicadores y garantiza que sus valores se encuentren entre 0 y 1. El punto ideal normalizado tiene la forma;

$$c^{**} = (c_1^{**}, c_2^{**}) \quad (21)$$

Se considera la forma del conjunto solución admisible X_1 , para determinar los resultados no dominantes $C_N^{\Phi_1}$:

Sea c^{**} el punto ideal normalizado y c^* el conjunto conocido de los resultados normalizados:

$$c^* = \{c^{*i}, i = 1, n\} \quad (18)$$

donde $c^{*i} = (c_1^{*i}, c_2^{*i})$, donde:

$$c_1^{*i} = \frac{c_1^i}{c_1^{\max}}, \quad c_2^{*i} = \frac{c_2^i}{c_2^{\max}} \quad (19)$$

Para definir los resultados de compromiso, se propone calcular la norma euclidiana:

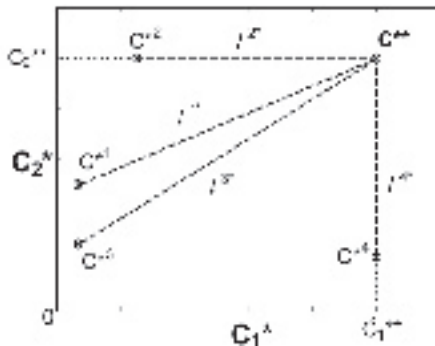
$$I_i = |c^{**} - c^{*i}|_2 = \sqrt{(c_1^{**} - c_1^{*i})^2 + (c_2^{**} - c_2^{*i})^2} \quad (20)$$

y seleccionar el resultado c^0 que minimiza a I_i .

La interpretación del método se presenta en la Figura 3. Los puntos graficados en el plano corresponden a los parámetros de pronóstico y sus coordenadas están dadas por los criterios de evaluación. El punto c^{**} representa la solución

ideal; si las coordenadas de algunos parámetros coinciden con las de este puntos, esos parámetros conformaran el conjunto solución dominante; si ninguno coincide, el conjunto solución de compromiso se compone de aquellos parámetros más cercanos a la solución óptima.

Figura 3. Interpretación del método para la selección de parámetros de pronóstico



1.5.2 Métodos de pronóstico

De los métodos de diagnóstico para elaborar pronósticos en sistemas técnicos, los que han demostrado mejor eficiencia son (Tylicki, 1997):

- regresión lineal ($x_{2,1}$)
- parámetro general ($x_{2,2}$)
- Brown-Mayer adaptativo, exponencial lineal ($x_{2,3}$) y
- Brown-Mayer adaptativo, exponencial cuadrático ($x_{2,4}$),

Estos conforman el conjunto:

$$X_2 = \{x_{2,1}, x_{2,2}, x_{2,3}, x_{2,4}\} \tag{21}$$

La tarea para seleccionar el método de pronóstico óptimo se establece como:

$$(X_2, F_2, \Phi_2) \tag{22}$$

donde:

F_2 son los criterios para la selección del método de calidad de la solución $F_2(X_2) = (f_{2,1}(x), f_{2,2}(x))$.

Φ_2 es la relación de dominio del conjunto solución que puede ser dominante $X_D^{\Phi_2}$ o no dominante $X_N^{\Phi_2}$, en cuyo caso se acepta un conjunto solución de compromiso $X_K^{\Phi_2}$.

El conjunto $X_D^{\Phi_2}$ se debe encontrar como sigue: Sean:

$$f_{2,1}(x) = U^2 = \frac{1}{\sum_{i=1}^n y_i} \sum_{i=1}^n e_{2,i}^2$$

la medida Theil o diver-

gencia relativa del error del pronóstico, y el radio de error del pronóstico, y

$f_{2,2}(x) = r_\sigma = q\sigma$ el radio de error del pronóstico; q se calcula de la distribución *t Student* y σ es la desviación estándar el componente aleatorio del error; se minimizan las funciones:

$$f_{2,1}(x) = U^2(x), x \in X_2 \tag{23}$$

$$f_{2,2}(x) = r\sigma(x), x \in X_2 \tag{24}$$

Posteriormente se determinan los conjuntos X_2^1 y X_2^2 :

$$X_2^1 = \{x^* \in X_2 : U^2(x^*) = \min_{x \in X_2} (U^2(x))\} \tag{25}$$

$$X_2^2 = \{x^* \in X_2 : r_\sigma(x^*) = \min_{x \in X_2} (r_\sigma(x))\} \tag{26}$$

y el conjunto solución dominante como el producto de los conjuntos X_2^1 y X_2^2 :

$$X_D^{\Phi_2} = X_2^1 \cap X_2^2 \tag{27}$$

Si el conjunto $X_D^{\Phi_2}$ es vacío, se determina un conjunto solución no dominante $X_N^{\Phi_2}$ y un conjunto solución de compromiso $X_K^{\Phi_2}$. Para ello se determina la coordenada del punto ideal normalizado d^* , como sigue:

$$d_1^* = \min_{x \in X_2} (U^2(x)) \quad d_2^* = \min_{x \in X_2} (r_\sigma(x)) \tag{28}$$

El indicador de calidad de la solución se normaliza según:

$$F_2^*(x) = \{f_{2,1}^*(x); f_{2,2}^*(x)\} \tag{29}$$

donde:

$$f_{2,1}^*(x) = \frac{d_1^*}{f_{2,1}(x)}, \quad f_{2,2}^*(x) = \frac{d_2^*}{f_{2,2}(x)} \tag{30}$$

Por esto:

$$d_1^{\text{min}} = \min_{x \in X_2} (f_{2,1}^*(x)); \quad d_2^{\text{min}} = \min_{x \in X_2} (f_{2,2}^*(x)) \tag{31}$$

El punto ideal normalizado queda definido por;

$$d^{**} = (d_1^{**}, d_2^{**}) \quad (32)$$

Para determinar la solución de compromiso se calcula la norma euclidiana que corresponde a la distancia entre los resultados $d^* \in D^*$ y el punto ideal d^{**} . D^* es el conjunto conocido de resultados normalizados:

$$D^* = \{d^{*i}\} \quad i=1..n \quad (33)$$

donde

$$d^{*i} = (d_1^{*i}, d_2^{*i}) \quad (34)$$

$$d_1^{*i} = \frac{d_1^{*i}}{d_1^{**}}, \quad d_2^{*i} = \frac{d_2^{*i}}{d_2^{**}} \quad (35)$$

La norma euclidiana está dada por:

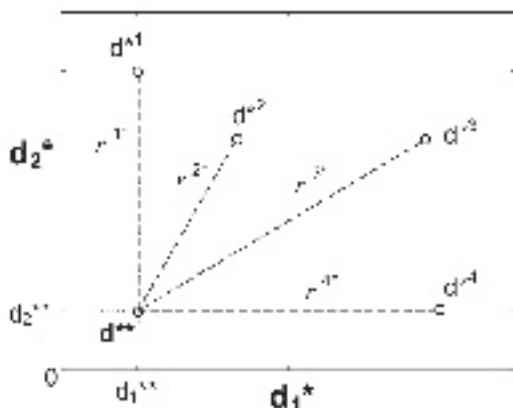
$$r_i = |d^{*i} - d^{**}| = \sqrt{(d_1^{*i} - d_1^{**})^2 + (d_2^{*i} - d_2^{**})^2} \quad (36)$$

La mejor solución d^o es aquella para el cual se minimiza la distancia r_i . El peso de cada parámetro está dado por:

$$w_j = 1 - \frac{r_{j0}}{\sum_{i=1}^n r_{ji}} \quad (37)$$

La figura 4 es una interpretación del resultado de la optimización.

Figura 4. Interpretación del método para el pronóstico



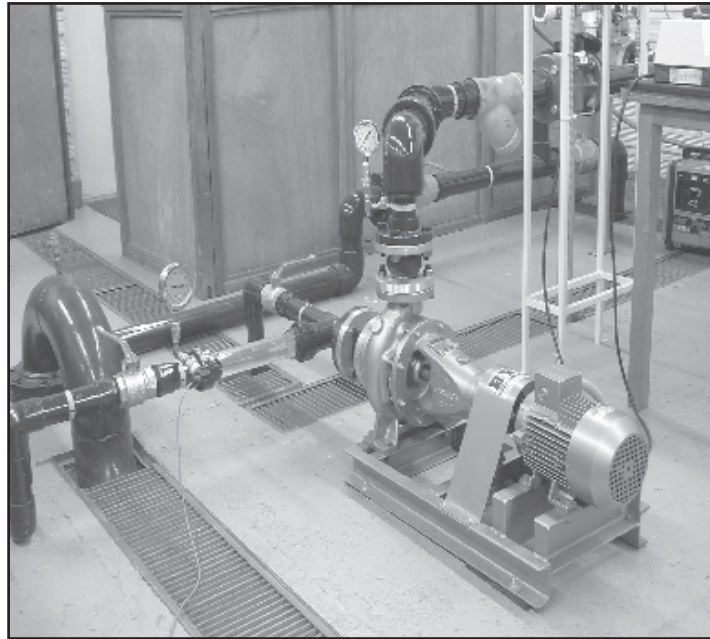
La interpretación del método se presenta en la Figura 4. Los puntos graficados en el plano corresponden a los métodos de pronóstico y sus coordenadas están dadas por las funciones de evaluación. El punto d^{**} , representa la solución óptima. Si las coordenadas de algunos parámetros coinciden con las de d^{**} , éstos conforman en el conjunto solución dominante; de lo contrario la solución de compromiso será el conjunto compuesto por aquellos parámetros que más se acercan a la solución ideal.

2. Validación

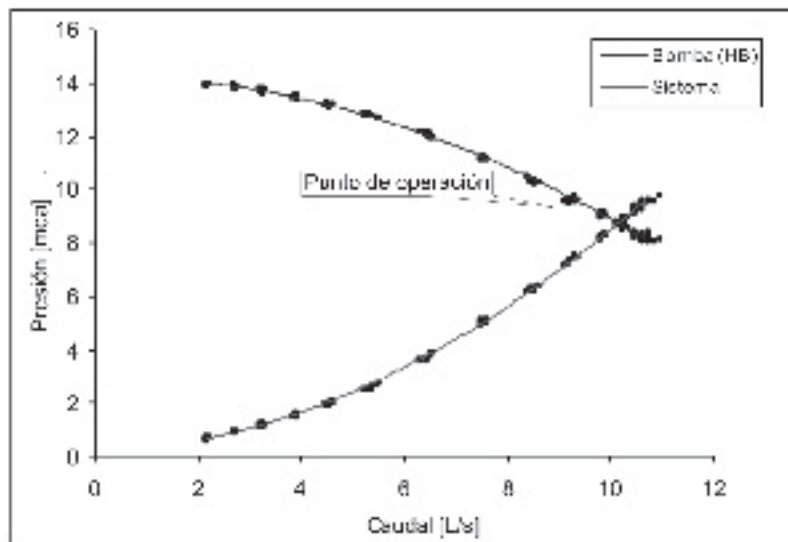
Los procedimientos planteados en la metodología, se validan en un banco experimental instalado en el laboratorio de hidráulica de la universidad Eafit, haciendo énfasis en el estado futuro. Para ello se sigue un plan de pruebas que define el estado bueno, el estado malo y el tiempo de vida entre ellos. Los módulos de vigilancia de la condición y evaluación de estado se revisan de manera general, dado que la naturaleza de la simulación permite conocer de antemano el estado del sistema.

2.1 Caracterización del sistema de bombeo experimental

El sistema de bombeo experimental cuenta con los equipos, instrumentos y accesorios necesarios para la simulación de modos de falla y el monitoreo de las principales variables hidráulicas, mecánicas y eléctricas. Se cuenta con una bomba centrífuga NOWA 5016, un motor Siemens® LA7 de 3HP, un variador vectorial de frecuencia Siemens® MicroMaster 440, una válvula automática Valtek® instalada en la descarga del sistema, un transductor de presión absoluta Siemens® SITRANS P, un transductor de presión relativa Danfoss® MBS 3000, un flujómetro Elster H4000 y dos acelerómetros Kistler 8704B50. El control y la recolección de datos se realiza por medio de una tarjeta National Instruments® 6062E. La fotografía de la Figura 5 muestra el banco experimental ubicado en el laboratorio de hidráulica de la Universidad EAFIT.

Figura 5. Sistema de bombeo experimental

Las curvas características del sistema de bombeo se generaron experimentalmente, variando el caudal y conservando la velocidad nominal del motor. El proceso se desarrolla controlando la apertura de la válvula de descarga. Las curvas características experimentales se trazan en la Figura 6. Se encontró que el punto de operación del sistema determinado por la intersección de la curva de la bomba y del sistema (Franzini, 1999, 495) corresponde a 10.15 Lt/s y 8.74 mca (metros de columna de agua).

Figura 6. Curvas características del sistema de bombeo experimental

Puntos para la toma de señales VA

El conjunto preliminar de puntos se toma de la norma ISO 2372. Se consideran puntos sobre el motor y la bomba. Los resultados del análisis de coherencia y de afinidad se resumen en la Tabla 1. De acuerdo con los criterios establecidos, se selecciona la pareja de puntos cuyas señales sean las menos afines (Motor x – Carcasa x); estas son: descanso del motor, lado bomba, dirección horizontal y apoyo bomba (carcaza), dirección horizontal. Los estimadores VA y el pronóstico del estado futuro del sistema se calculan a partir de las señales tomadas de estos dos puntos.

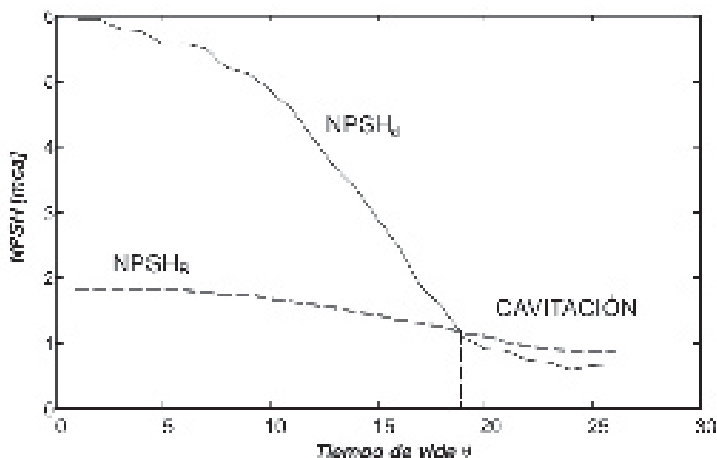
Tabla 1. Afinidad de señales entre puntos de medición

Puntos	Carcasa y	Carcasa x	Motor x	Motor y	Acople y
Carcasa y					
Carcasa x	0.69				
Motor x	1.04	0.54			
Motor y	1.03	0.79	3.08		
Acople y	1.58	0.96	1.19	0.98	

2.2 Simulación

Se hace trabajar el sistema en el punto de operación y bajo condiciones normales; gradualmente se obstruye la válvula ubicada en la succión de la bomba, para simular el modo de falla hasta alcanzar un estado inaceptable, determinado la aparición del fenómeno de cavitación. La cavitación se presenta cuando la presión de succión de la bomba desciende hasta la presión de vapor del fluido, es decir, cuando la cabeza neta de succión positiva (Net Positive Suction Head) disponible, $NPSH_d$, es menor a la requerida, $NPSH_R$ (Mott, 1996, 435). En la Figura 7 es posible detectar que este fenómeno aparece en el instante de vida 18. La vida simulada consta de 26 instantes discretos de tiempo; inicia en el punto de operación del sistema, o instante 1, y termina en el instante 26, 8 después de que aparece el modo de falla.

Figura 7. Aparición del fenómeno de cavitación



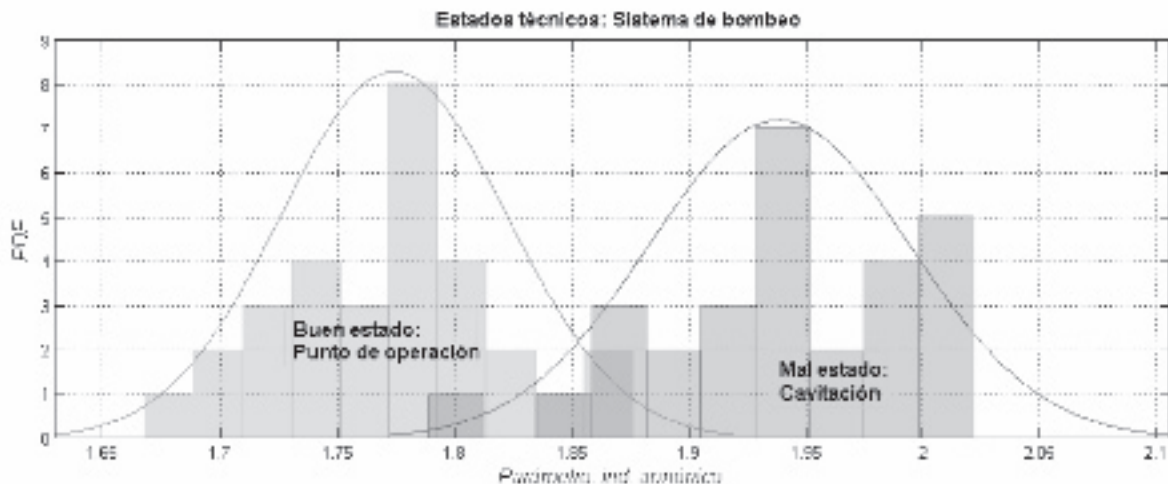
Al medir el comportamiento del sistema en sus estados bueno y malo se obtuvo la información necesaria para alimentar el modelo lineal regresivo. Los coeficientes estimados para del modelo, los respectivos P-Values y R^2 se muestran en la Tabla 2. Los valores probabilísticos para los coeficientes son menores que 0.001, lo que demuestra que los coeficientes son significativos y que no hay pruebas para sospechar que se deben omitir del modelo. Los R^2 cercanos a 1 prueban la estrecha relación entre la evolución de la cavitación y los parámetros de diagnóstico.

Tabla 2. Resultados de la regresión lineal

Parámetros de diagnóstico	Coef. A(t)	P- Value	R2
Caudal	-0.51	<<0.001	0.986
Cabeza de bomba	-0.34	<<0.001	0.973
Eficiencia	-0.03	<<0.001	0.987

La distribución de los parámetros se construye con los datos tomados del sistema en los estados bueno y malo. Para calcular las probabilidades condicionadas de buen y mal estado, $P(y/z)$ y $P(y/n)$, se ajustaron las distribuciones empíricas a distribuciones teóricas. La Figura 8 muestra un ejemplo de las distribuciones empíricas y teóricas de un estimador VA, para ambos estados las distribuciones se ajustaron a distribuciones normales dictadas por pruebas de bondad de ajuste. A partir de esta construcción, se calculan las probabilidades necesarias para la conclusión del diagnóstico propias del módulo de la evaluación de estado.

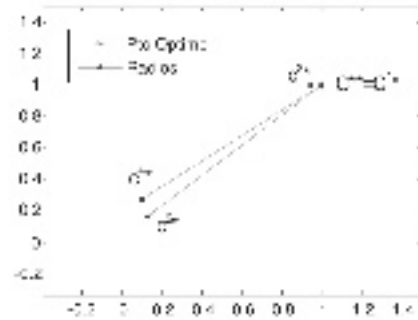
Figura 8. Distribución de los estados bueno y malo



Para definir el conjunto de parámetros óptimo para el pronóstico, se sigue la metodología descrita en el artículo y se emplean los algoritmos desarrollados por el grupo GEMI durante la investigación, y programados en MatLab® $[X1, X1c, ri, wj] = my_OptimumParameter(Y, M, 1)$. Los resultados de la tarea se resumen en la Tabla 3. De acuerdo con los resultados, los parámetros que muestran su eficiencia sobre los demás son los estimadores VA medidos en la bomba: valor *RMS* y *frecuencia Rice*; además se encuentra que la lectura del *caudal* y la *eficiencia* de la bomba presentan las máximas *sensibilidad* y *capacidad de información*, respectivamente. De acuerdo con el criterio de selección basado en la norma euclidiana (l_1), se tiene una solución dominante (X_D^{Φ}), para la cual la distancia es cero: la eficiencia del sistema.

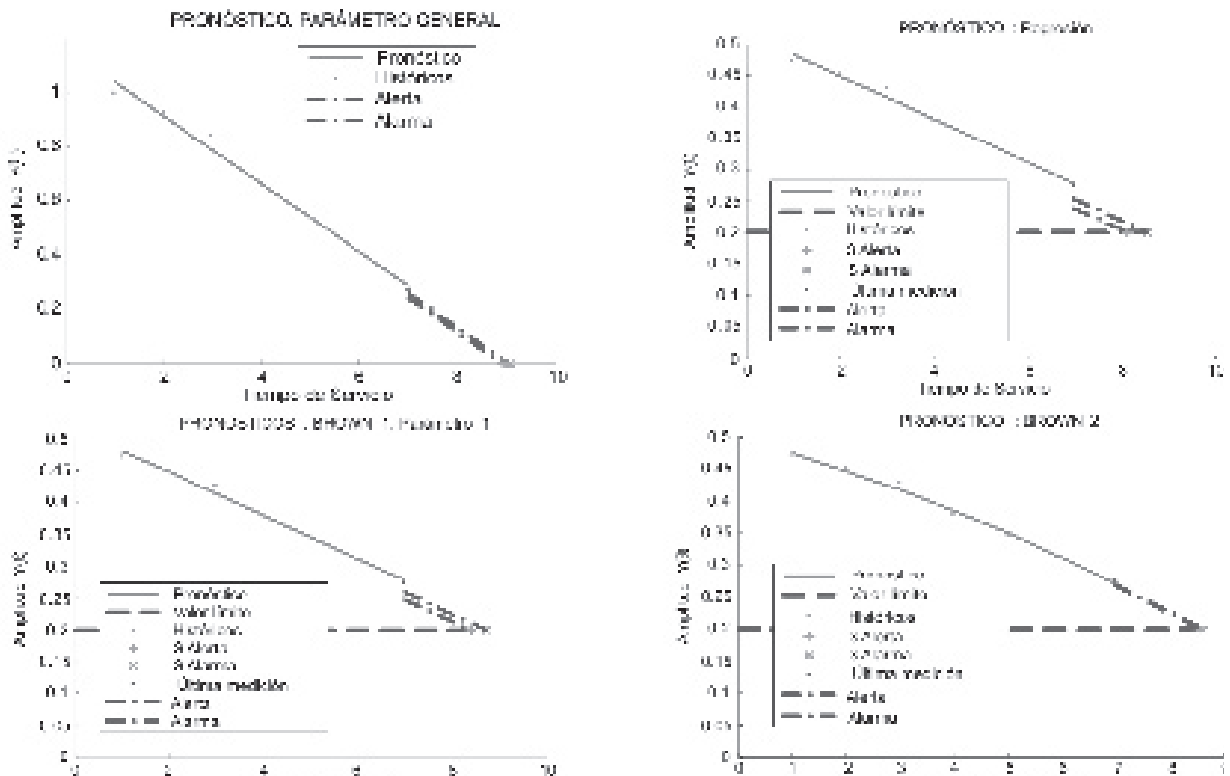
Tabla 3. Conjunto de parámetros óptimo

$Y \setminus X_i$	$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$x_{1,3}$	$x_{1,4}$	t_i
VABOMBA					
RMS		y'			1,21
Frecuencia Rice				y'	1,15
VAMOTOR					
OTROS					
Caudal			y'		0,05
Eficiencia	y'				0



Para definir el pronóstico óptimo del estado técnico (PET⁰) se aprovecha la función $[X2, tb1, r_sigma, wj] = my_OptimumForecast(Yc, Xc, gc, wj, dt)$, igualmente por el grupo GEMI y programada en el lenguaje computacional MatLab[®]. Para esta tarea se considera únicamente la eficiencia del sistema, dado que resultó ser el parámetro óptimo para el pronóstico. En las gráficas de la Figura 9 se observa el comportamiento del parámetro en cada uno de los métodos de pronóstico considerados en la metodología.

Figura 9. Resultados de los métodos de pronóstico



Los resultados de los procedimientos para determinar el pronóstico óptimo se resumen en la Tabla 4. Se concluye que existe una solución dominante a la tarea: el método adaptativo de segundo orden de Brown-Mayer, dado que la distancia de sus criterios de evaluación al punto óptimo d^{**} es cero.

Tabla 4. Resultados de los métodos de pronóstico

X_2	e_p	$r\sigma_1$	$f_{b1,1}$	$r\sigma_2$	$f_{b1,2}$	r_i
$x_{2,1}$ P. General	0,012	0,045	8,92	0,029	9,05	1,25
$x_{2,2}$ Fn de reg	0,00317	0,039	8,12	0,025	8,54	0,99
$x_{2,3}$ Brown M. 1	0,00323	0,03	8,4	0,019	8,72	0,97
$x_{2,4}$ Brown M.2	0,0019	0,0036	8,58	0,0023	8,615	0

Adicionalmente, es posible observar en la gráfica del método adaptativo de Brown-Mayer de segundo orden en la Figura 9, la estrechez de las franjas de confianza, lo que permite tener umbrales de alarma y de alerta más ajustados. Cuanto más estrecho sea el radio de confianza, mejor se podrá aprovechar la vida útil del sistema técnico.

Conclusiones

La metodología propuesta en el artículo, considera la totalidad de los componentes de un diagnóstico técnico en cinco módulos, cada uno con un determinado derrotero de tareas. En el proceso se define el estado actual del sistema, se procura determinar sus causas y pronosticar su cambio en el horizonte futuro. Se logró mostrar su confiabilidad al arrojar errores menores al 0.2% en el pronóstico emitido para un sistema de bombeo, trabajando bajo condiciones controladas; este valor puede verse incrementado en condiciones normales/reales de operación. La metodología propuesta puede hacerse extensiva a otros sistemas técnicos, teniendo en cuenta las características y condiciones de cada uno, y sometiéndola a una rigurosa validación.

La validación de la metodología se llevó a cabo por medio de la simulación de un modo de falla en un sistema de bombeo experimental. El acondicionamiento del sistema permitió simular con precisión el modo de falla y controlar muchas de las variables que pueden afectar el diagnóstico en condiciones normales de operación.

Se encontró que para diagnosticar el modo de falla estudiado, es suficiente considerar dos puntos de medición, uno sobre el motor y otro sobre la bomba. Este par de puntos son los que aportan la mayor cantidad de información entre el conjunto preliminar de puntos considerados para el ejercicio.

Los estimadores VA se calcularon a partir de las señales tomadas en los puntos seleccionados. Los que aportan mayor información relevante para el pronóstico, de acuerdo con los criterios establecidos en la metodología, son el valor RMS y la frecuencia de Rice de las señales recolectadas en el punto de medición ubicado en la bomba. Otros parámetros que presentaron buen comportamiento, y que por lo tanto se incluyeron en los pronósticos, son el caudal y la eficiencia del sistema.

De los parámetros que conforman el conjunto de los que son óptimos, resultó que la eficiencia constituye la solución dominante y que, por lo tanto, es suficiente para evaluar los métodos de pronóstico.

De los métodos de pronóstico considerados, se concluye que el método adaptativo de Brown-Mayer de segundo orden, arrojó los mejores resultados de acuerdo con los criterios establecidos. Este método presentó simultáneamente la menor divergencia y el menor radio de error de pronóstico, por lo que se consolidó como solución dominante.

Agradecimientos

Los autores manifiestan sus agradecimientos al Grupo de Estudios en Mantenimiento Industrial (GEMI) y, muy especialmente, a la Universidad EAFIT, por el apoyo en el proceso y en la publicación de los resultados y demás información producto de la investigación.

Bibliografía

Botero, F. J. (2005). *Desarrollo de un modelo predictivo computacional para el diagnóstico de la condición de bombas centrífugas*. Medellín, tesis de maestría.

Cempel, C. (2000). *Signals, symptoms, faults. Condition oriented multi dimensional monitoring of systems in operation*. Poznan: Poznan University of Technology.

Cempel, C. (2003). *Multi-fault condition monitoring of mechanical system in operation*. XVII IMEKO world congress. Dubrovnik.

Cempel, C. and Tabaszewsky, M. (2003). *Extraction methods of multi-fault information in machine condition monitoring*. Poznan: Poznan University of Technology.

Franzini, J. B. (1999). *Mecánica de fluidos con aplicaciones en ingeniería*. Madrid: McGraw Hill.

ISO 10816-3. *Vibración Mecánica. Máquinas industriales con potencia sobre 15 kW y velocidad nominal entre 120 y 15000 rpm*.

ISO 2372 (1974). *Mechanical vibration in rotating machinery. Basis for specifying evaluation standards for rotating machines with operating speeds from 10 to 200 revolutions per second*.

Mott, R. L. (1996). *Mecánica de fluidos aplicada*. México: Prentice Hall Hispanoamericana.

Natke, H.G. and Cempel, C. (1999). "Holistic dynamics and subsystem modelling: principles". In: *International journal of systems sciences*. Hannover: University of Hannover.

Natke, H.G. and Cempel, C. (1997). *Model - Aided Diagnosis of mechanical systems. Fundamentals, Detection, Localization, Assessment*. Berlin, Alemania: Springer.

Torres, G. J. (2004). *Banco Experimental para la simulación de modos de falla en sistemas de bombeo*. Medellín, proyecto de grado.

Tylicki, H. (1997). *Optymalizacja procesu prognozowania stanu technicznego pojazdów mechanicznych*. Bydgoszcz, tesis doctoral.

Zoltowski, B. (1996). *Podstawy diagnostyki maszyn*. Bydgoszcz. Polonia: ATR. 468 p.