

Prognostics research using computational methods for optimal operational control of equipments

Investigación de pronósticos utilizando métodos computacionales para un control operativo óptimo de equipos

Bethencourt Luisa¹, Jesús Trino², González Zulay³

¹Department of Mathematics, Universidad de La Habana, Cuba

²Department of Mathematics, Universidad de Camagüey, Cuba

³Department of Mathematics, University of Holguin, Cuba

Abstracto

El pronóstico es un aspecto importante de un sistema de vigilancia de equipos. Un sistema de este tipo se compone normalmente de varios módulos que utilizan datos relacionados con el equipo para realizar el seguimiento, el diagnóstico y el pronóstico. Si bien las porciones de monitoreo y diagnóstico han estado bien establecidas durante varias décadas, las técnicas relacionadas con el pronóstico han atraído recientemente mucha atención en muchos estudios de investigación.

Palabras clave: matemática, computación, equipamiento, pronósticos.

Abstract

Prognostics is an important aspect of an equipment surveillance system. Such a system is usually made up of several modules which use equipment related data to perform monitoring, diagnostics, and prognostics. While the monitoring and diagnostics portions have been well established for several decades, the prognostics related techniques have recently attracted much attention in many research studies.

Keywords: Mathematic, computation, equipment, prognostics

1.Introducción

El pronóstico es un aspecto importante de un equipo sistema de vigilancia. Tal sistema generalmente se hace de varios módulos que utilizan equipos relacionados datos para realizar monitoreo, diagnóstico y pronóstico [1]. Mientras que el monitoreo y el diagnóstico (identificación) porciones han sido bien establecido durante varias décadas, los pronósticos relacionados Las técnicas han atraído recientemente mucha atención en muchos estudios de investigación[2]. La razón de el creciente interés en el desarrollo de pronósticos métodos es que los requisitos de pronóstico para sistemas de ingeniería modernos y misión y Los componentes críticos para la seguridad se han vuelto bastante ambiciosos y presentan muchos desafíos al sistema equipos de diseño. Muchos artículos describen el seguimiento, funciones de detección e identificación de vigilancia; dos artículos recientes que se centran en aspectos empíricos[3]. Los modelos y la integración de módulos son de Garvey 1 y Hines 2. Los módulos de pronóstico se suelen desarrollar para predecir una de varias medidas relacionadas:

1. Vida útil restante (RUL): la cantidad de tiempo, en términos de horas de funcionamiento, ciclos o otras medidas el componente continuará para cumplir con su especificación de diseño.
2. Time to Failure (TTF): tiempo que tarda un componente se espera que falle (ya no cumpla con su diseño requisitos).
3. Probabilidad de falla (POF): la probabilidad de falla distribución del componente[4].

Estos términos son muy similares y los autores no No intente diferenciar entre los dos primeros. Dado que el momento en que ocurre el evento de falla no se puede predecir con precisión, una distribución de probabilidad de falla resultados. Idealmente, esta distribución está construida; Sin embargo, las estimaciones puntuales del tiempo de falla son más común[5]. Cuando se dan estimaciones puntuales, una medida de incertidumbre o un intervalo de confianza alrededor de la predicción es deseable[6].

2.Revisión de literature

Los pronósticos han surgido como una alternativa a los predicción de confiabilidad, ejecución hasta fallar y Mantenimiento Programado. Enfoques tradicionales de la confiabilidad del sistema y los componentes debe ser cuestionada ya que en muchas aplicaciones de ingeniería el vida útil intrínseca de los componentes y las

interconexiones se vuelve significativamente más corto que el del sistemas en los que se utilizan [7]. Por ejemplo, los supuestos de una vida esencialmente ilimitada y la tasa de falla constante para la electrónica debe ser revisado. Los diseñadores de sistemas han asumido tradicionalmente que la porción creciente de la tasa de fallas del la conocida curva de fiabilidad de la "bañera" es inalcanzable y no una preocupación en las operaciones del ciclo de vida[8]. Esta la suposición ha sido históricamente correcta, ya que el componente la vida ha sido tradicionalmente más larga que la vida esperada del sistema. Sin embargo, la llegada de la electrónica componentes cuya vida no es mayor que la la vida del sistema hace la suposición de tasa de falla constante inválido[9].

En el mantenimiento de una flota de ingeniería compleja sistemas uno puede identificar muchas necesidades tales como disponibilidad máxima de activos, tasa muy baja de devoluciones Componentes correctos probados, mínimo periódico inspecciones, escaso número de piezas de repuesto, precisión seguimiento de la vida útil de las piezas, falsas alarmas mínimas, etc. [10]. Los encargados del mantenimiento deben tener la capacidad de predecir el estado de salud de los equipos en el futuro y anticipar problemas y rutinas de mantenimiento antes se produce tiempo de inactividad. Las capacidades predictivas Permitir al mantenedor ejecutar un muy beneficioso estrategia de mantenimiento basada en el futuro esperado condición del equipo. Algunos de los beneficios brindados por un mantenimiento basado en "condiciones"

- menos tiempo dedicado a la inspección,
- planificación de mantenimiento optimizada,
- detección de fallas mejorada, y
- mayor disponibilidad de activos.

Capacidades de pronóstico usando monitoreo existente sistemas, datos e información permitirán una mayor precisión evaluación de riesgos del equipo y proporcionar una base para responder preguntas operativas como:

- ¿Debemos continuar operando o inmediatamente apagado por mantenimiento?
- ¿Podemos cambiar las operaciones (velocidad, carga, estrés) a continuar las operaciones hasta la próxima oportunidad de mantenimiento?
- ¿El equipo tendrá una alta probabilidad de ser seguro? operación para la misión planeada?

Los pronósticos basados en el análisis de la causa raíz permiten diagnóstico y pronóstico precisos basados en la física determinaciones para equipos de plantas nucleares se deriva. Algunos estudios de investigación para comprender y controlando los procesos de envejecimiento de la seguridad crítica Los componentes de la planta nuclear se encuentran actualmente en Progreso[11].

Los métodos de pronóstico se pueden clasificar por su arquitectura, cómo operan, los resultados que producen, o por varios otros medios. Un acercamiento que puede ser más instructivo es clasificarlos por el tipo de información que utilizan. Tres pronósticos los tipos de método se definen de esta manera:

Estos métodos consideran el tiempo histórico hasta el fracaso datos que se utilizan para modelar la distribución de fallas. Estiman la vida de un componente promedio en condiciones de uso promedio. Los más comunes El método es Weibull Analysis [12].

Estos métodos también consideran las tensiones ambientales. (por ejemplo, temperatura, carga, vibración, etc.) bajo la cual el componente funciona. Ellos estiman la vida por un componente medio en las condiciones de uso dadas. Un método común son los peligros proporcionales Modelo 9.

Estos métodos también consideran el medible o inferido degradación de componentes. Un ejemplo es el Modelo de ruta general 10.

La proporciona una representación gráfica de los tres métodos de pronóstico. Los más comunes tipo es el Tipo I, que es el tema inicial de mayor confiabilidad textos de ingeniería como los de Ebeling 11, Elsayed 12, Barlow y Proschan 13 o Meeker y Escobar 14. Estos libros comienzan con el desarrollo de métodos de tiempo de falla y luego progresar a más métodos avanzados que utilizan información detectada. los Las siguientes secciones proporcionarán más detalles sobre cada de estos tipos de métodos[13].

En aplicaciones donde las tasas de fallas no críticas los elementos son relativamente bajos y el uso de avanzados Los modelos de predicción están restringidos debido a limitaciones del equipo, pronósticos basados en datos de fallas es

el único candidato para predecir la confiabilidad. Este grupo de métodos estima la densidad de datos de fallas funciones con varios parámetros paramétricos o no paramétricos modelos.

El análisis de datos de fallas se basa en la recopilación de información sobre cuánto tiempo funciona el artículo antes fracaso. Estadísticas recopiladas de una gran muestra de Se estiman elementos similares para sacar conclusiones sobre tiempo de falla para un artículo típico. En confiabilidad análisis, la vida útil del elemento se modela considerando sólo una distribución de probabilidad estática que no tener en cuenta los datos de condición observados en el objeto particular de interés[14].

La tasa de peligro es comúnmente utilizado en lugar de la tasa de fallas Probablemente el El modelo paramétrico más común es la distribución de Weibull. Este modelo se utiliza porque es flexible suficiente para modelar una variedad de tasas de falla.

Estos dos parámetros proporcionan la flexibilidad de modelado para componentes que presentan una falla creciente tasa ($b > 1$), una tasa de falla constante ($b = 1$), y una tasa de falla decreciente ($b < 1$). Con la correcta elección del parámetro de forma, la distribución de Weibull hace un buen trabajo modelando lo exponencial, normal, o distribuciones de Rayleigh. Ejemplo de diferentes Los parámetros de forma se dan.

Información adicional sobre el modelado Weibull puede encontrarse en multitud de textos, uno de los cuales es el Nuevo manual de Weibull 8.

Una desventaja evidente de la confiabilidad basada en datos El pronóstico es que no considera la operación condición bajo la cual un componente específico se utiliza. Proporciona una distribución de fallas para el promedio componente operando en condiciones medias. Sin embargo, los componentes que operan en condiciones difíciles se esperaría que fallaran antes y los componentes operando en condiciones suaves para durar más tiempo. Un grupo de métodos de pronóstico que toman la operación las condiciones bajo consideración se denominan acertadamente pronósticos basados en el estrés[15].

La clase más simple de métodos para los pronósticos son modelos de regresión lineal de tiempo de falla. Estos modelos utilizan observaciones previas de explicaciones variables como estrés, temperatura o voltaje y la variable de respuesta, que suele ser la falla tiempo, para predecir la vida útil de un componente. El modelo de riesgos proporcionales (PHM), desarrollado por Cox 15, es una técnica que fusiona datos de tiempo de falla y datos de estrés. El modelo utiliza condiciones ambientales información, denominada covariables (z_j), para modificar una tasa de riesgo de referencia ($\lambda(t)$) para formar un nuevo peligro Velocidad.

Datos de fallas recopilados en condiciones de operación covariables se utilizan para resolver los parámetros (b_j) utilizando Algoritmo de estimación de máxima verosimilitud (MLE). Un supuesto básico del PHM es que las covariables son multiplicativos. El efecto multiplicativo de las covariables en la línea de base es tal que cuando el La proporción de dos casos se evalúa en algún momento, su las tasas de riesgo son proporcionales. El peligro de referencia es la tasa de riesgo cuando las covariables tienen poca o ninguna influencia en la tasa de fallas.

Los pronósticos basados en efectos utilizan medidas de degradación para formar una predicción de pronóstico. Una degradación medida es una cantidad escalar o vectorial que numéricamente refleja la capacidad actual del sistema para realizar sus funciones designadas correctamente. Es una cantidad que se correlaciona con la probabilidad de falla en un momento dado. Un camino de degradación es una trayectoria a lo largo del cual evoluciona la medida de degradación en el tiempo hacia el nivel crítico correspondiente a un evento de falla.

3. Discusión

La medida de degradación no tiene por qué ser un parámetro medido directamente, podría ser una función de varias variables medidas que proporcionan una medida de degradación. También podría ser una predicción del modelo empírico de la degradación que no se puede medir. Por ejemplo, el espesor de la pared de la tubería puede ser un parámetro de degradación apropiado pero puede que no exista un método discreto para medirlo. Sin embargo, puede haber variables medibles que se pueden utilizar para predecir la espesor de pared. En este caso, el parámetro de degradación no es un parámetro directamente medible sino una función de varios parámetros medibles.

Muchos modelos de pronósticos basados en efectos rastrean la degradación (daño) en función del tiempo y predecir cuando el daño total excederá un predefinido umbral que define el fracaso. El daño acumulativo es definida como la acumulación irreversible de daños en componentes bajo cargas cíclicas. Hay varios enfoques matemáticos para el modelo acumulativo dañar.

- Modelos basados en cadenas de Markov
- Modelos de choque
- Modelos de ruta general

Los modelos de pronóstico de cadena de Markov son discretos en el dominio del tiempo y en el dominio de la medida de degradación. Para cada ciclo de trabajo, hay una probabilidad distinta de cero de recibir un daño del tamaño de una unidad. El modelo generalmente se formula como una simulación probabilística de degradación pasada y futura 16. Si la degradación es directamente medible, entonces la simulación solo se realiza para el futuro. El modelo tiene varios parámetros que se puede estimar a partir de la degradación histórica y datos de fallas:

- Probabilidad de que ocurra un daño en un ciclo de trabajo
- La magnitud del daño (generalmente un tamaño de unidad se asume daño)
- El nivel de daño crítico (umbral de falla)

La muestra un ejemplo de pronóstico de la cadena de Markov modelo. El área marcada por la diagonal hacia arriba. la eclosión es una colección de vías de degradación que crecen hacia el umbral de falla sobre hora. Si la degradación real es medible, entonces el modelo se puede utilizar para simular rutas futuras desde el estado actual.

Estos están representados por el área llena de puntos. los La colección de rutas de degradación se puede utilizar para predecir la distribución de fallas (POF). En la figura, Distribución F1 representa la distribución de fallas de la población mientras que la distribución F2 es la distribución predicha para el individuo. Se puede ver que el individuo La densidad de fallas tiene una varianza menor (menos incertidumbre) que la distribución basada en la población. Esto representa la ventaja de utilizar pronósticos: reducción de la incertidumbre de la RUL predicha. A medida que la degradación se acerca al umbral de falla, la predicción de RUL se vuelve mas exacto.

Los modelos de choque se utilizan para predecir el RUL para sistemas que están sujetos a descargas que llegan al azar, que producen algún daño de magnitud aleatoria 17. Son continuos en el tiempo y el dominios de medidas de degradación. Los modelos de choque tienen varios parámetros importantes que se estiman a partir de datos históricos de fallas:

- Tiempo aleatorio entre choques sucesivos,
- Magnitud aleatoria de los choques
- El umbral de falla crítica

La muestra un modelo de choque de ejemplo. los El método es similar al modelo de cadena de Markov pero el tiempo entre choques y las magnitudes del choque son variables aleatorias continuas.

Los modelos de ruta general (GPM) se propusieron por primera vez por Lu y Meeker 10 y usan degradación medible datos y predecir la degradación futura con el tiempo. El GPM asume que la degradación es una función de tiempo, ciclos de trabajo o alguna otra medida. Se utilizó la extrapolación de esta función de degradación para la estimación de RUL por Upadhyaya, et al.18 Dependiendo en la relación funcional del modelo, el modelo podría tener varios parámetros. Un modelo lineal tiene dos parámetros:

- Umbral crítico
- Tasa de degradación aleatoria

El modelo lineal está representado por la ecuación. (3 en que el daño es una función del tiempo.

La muestra un ejemplo de modelo de trayectoria lineal. los Los parámetros del modelo se estiman utilizando datos históricos. y la RUL se calcula midiendo la corriente degradación y estimación de la RUL utilizando el método lineal modelo. Los intervalos de confianza se pueden calcular utilizando ecuaciones de regresión lineal estándar. Los detalles de se da el uso de modelos de trayectoria lineal para la predicción de RUL por Usynin 19.

También pueden usarse otras relaciones funcionales.

La muestra un modelo de ruta general en el que la ruta de degradación no es lineal. En estos casos en cuya degradación puede aumentar con el tiempo o la carga ciclos, se puede derivar una transformación para hacer relación lineal, o la forma funcional real puede predecirse a partir de las trayectorias históricas de degradación.

Un método común para integrar la población previa datos históricos basados en el individuo actual los datos se actualizan bayesianos. Una discusión completa de estadísticas bayesianas está disponible en Carlin y Louis 20. La siguiente notación se usa para describir el procedimiento bayesiano.

Q - parámetro del modelo para estimar
DATOS - observaciones disponibles
L (DATOS | Q) - probabilidad de DATOS
f(Q) - la densidad previa de Q
f(Q | DATA) - la PDF posterior de Q

La muestra el procedimiento de actualización bayesiano básico. Primero, los datos históricos se utilizan para estimar parámetro del modelo. A continuación, se recopilan nuevos datos y utilizado para actualizar el modelo que resulta en un nuevo posterior distribución de los parámetros. Este trasero es utilizado como la nueva distribución previa. Por último, cuando es nuevo Se recopilan datos, se utilizan actualizar la distribución de parámetros de nuevo.

Como ejemplo, una serie de rutas de degradación pueden haber sido recopilados que se modelan con un lineal modelo. El único parámetro desconocido es la pendiente parámetro, y los ajustes lineales históricos se pueden utilizar para Cree una distribución de probabilidad para el parámetro de pendiente. Sin ningún dato recopilado, uno esperaría que el nuevo individuo tenga los mismos rasgos que el población; por tanto, este comportamiento histórico proporciona una distribución previa. A medida que se recopilan nuevos datos, la predicción de la distribución está individualizada para que se adapta al componente individual actual. Con el tiempo, los datos medidos abruma al distribución previa y la pendiente predicha es la de los datos.

Algunas arquitecturas de modelos de pronóstico pueden hacer uso de una combinación de datos históricos de fallas, ambientales datos y datos basados en efectos. Un ejemplo de una arquitectura de pronósticos combinada es la vida Introducción de la metodología de seguimiento del consumo (LCM) por Ramakrishnand y Pecht 21.

Se da una breve revisión del procedimiento LCM en Mishra 22. El LCM se define como un pronóstico metodología que consta de los siguientes pasos:

- 1) Análisis de modos, mecanismos y efectos de falla,
- 2) Evaluación de confiabilidad virtual,
- 3) Monitoreo de parámetros críticos,
- 4) simplificación de datos brutos,
- 5) Análisis de estrés y daños,
- 6) Pronóstico de RUL.

Cada paso se describe brevemente y las referencias a se dan los modelos matemáticos involucrados. Dos Se realizaron estudios de caso para demostrar la metodología propuesta. Los objetos de interés en los dos estudios fueron dos circuitos impresos idénticos tableros (PCB) colocados debajo del capó de un automóvil. los Los PCB estaban sujetos a diversas condiciones de estrés. La temperatura y la vibración se identificaron como las factores que afectan más fuertes. A modos de falla y El análisis de mecanismos reveló siete fallas diferentes. modos tales como cortocircuito eléctrico entre trazas, corto entre devanados en los inductores que pueblan PCB, cambio en la resistencia eléctrica debido a la soldadura Degradación de las articulaciones.

La evaluación de la confiabilidad virtual reveló que El modo de falla que tiene el menor tiempo de falla fue una fatiga de las juntas de soldadura. La evaluación realizada predijo 34 días hasta la falla en función de la fatiga de las juntas de soldadura.

En una investigación sobre pronósticos publicada recientemente, Se ha prestado mucha atención al uso de técnicas de aprendizaje automático como neuronales artificiales redes, modelos basados en lógica difusa, clasificación y métodos de reconocimiento de patrones.

Una variedad de modificaciones de la red neuronal aplicado para construir un marco de pronóstico.

Wang y Vachtsevanos 27 usan wavelet dinámico redes neuronales como razonador del sistema de pronóstico. Una combinación de redes neuronales de función de base radial y los extractores de reglas se aplican a la turbina de gas pronósticos del motor de Brotheron 28. Una red de creencias bayesianas es una herramienta principal en la gestión de la salud Sistema de aviónica propuesto por Parker 29.

En investigaciones relacionadas con pronósticos recientemente publicadas Se ha prestado mucha atención a los distintos modelos. y enfoques que van desde mínimos cuadrados ordinarios regresión a redes neuronales basadas en wavelets que apuntan principalmente a producir una predicción precisa de condiciones futuras de fiabilidad del objeto de interés. Según el conocimiento de los autores, solo unos pocos estudios publicados en la literatura abierta han considerado el uso de información de pronóstico para construir un óptimo estrategia de mantenimiento preventivo, estos son por Gertsbakh 30 y Jardine y Tsang 31. Los estudios de acuerdo en que el mantenimiento preventivo basado en la uso de información de diagnóstico de forma periódica o continua se espera recopilar en el sistema de interés para ser más eficiente que un mantenimiento preventivo estrategia basada en la distribución del tiempo de falla. Sin embargo, la mayor eficiencia viene en el costo de tener un modelo pronóstico que caracterice propiedades estadísticas del proceso aleatorio $h(t)$, que refleja la acumulación de daño (degradación) en el sistema.

Considerando las capacidades para evaluar continuamente y predecir aspectos de confiabilidad del sistema, El médico puede estar interesado en cómo el pronóstico La información puede mejorar el control del sistema en términos de disponibilidad y reducción de costos.

El campo de investigación relacionado con el uso de pronósticos Los modelos para un control óptimo permanecen abiertos. Algunos investigadores y profesionales han esbozado principales direcciones a seguir y cuestiones a abordar con respecto a al control óptimo basado en pronósticos 32,33. Sin embargo, existe una falta significativa de control específico métodos y enfoques que serían adecuados para lidiar con condiciones inciertas impuestas por condiciones ambientales altamente aleatorias, variabilidad en cargas operativas y fiabilidad imperfecta modelos.

En presencia de una gran variedad de diagnósticos información disponible en línea, sería muy conveniente para desarrollar métodos y enfoques para incorporar la información de pronóstico en el óptimo control del sistema. El siguiente cualitativo ejemplo ilustra la idea de pronósticos basados controlar.

Considere un sistema asignado para completar algunos misión sujeta a algunas limitaciones de tiempo. El sistema el rendimiento se cuantifica numéricamente por tasa de rendimiento del sistema, que se puede considerar como la métrica que caracteriza qué tan rápido es el sistema capaz de cumplir la misión. Aspectos relacionados con la calidad de cumplir la misión están fuera de esto alcance del ejemplo simple.

Se supone que el sistema está sujeto a degradación. Mientras está en funcionamiento, el sistema se degrada alguna tasa de degradación, que es una función de a) la tasa de rendimiento actual del sistema, y b) la corriente condiciones ambientales.

La tasa de rendimiento a la que está funcionando el sistema. en particular, las condiciones ambientales impone alguna tasa de degradación que da forma al sistema perfil de degradación. Ambiental aparentemente severo condiciones y una tasa de alto rendimiento hará que el sistema se degrade rápidamente. De lo contrario, condiciones ambientales normales y moderadas las tasas de rendimiento hacen que el sistema se degrade relativamente lento.

Las condiciones ambientales evolucionan de forma independiente del sistema y se consideran totalmente aleatorio e incontrolable. El desempeño Se supone que la tasa es el único medio para controlar la rendimiento de sistema.

En este entorno, el practicante quiere lograr la misión al menor costo en términos de degradación adquirida por el sistema. Ejecutando el sistema a una tasa de alto rendimiento minimiza el tiempo necesario para terminar la misión; así, conocer el limitaciones de tiempo. Sin embargo, el alto rendimiento tasa impone una alta tasa de degradación, especialmente en el caso de condiciones ambientales severas. Esta puede hacer que el sistema falle debido al desgaste antes la misión está cumplida. Por otro lado, un La tasa de rendimiento baja o moderada puede dificultar la progreso de la misión, y eventualmente causar que el sistema fallar en el cumplimiento de la misión desde el momento no se cumplen las restricciones. Se puede concluir que uno debe encontrar una tasa de rendimiento óptima, siguiendo que el sistema cumplirá con los requisitos de fiabilidad y limitaciones de tiempo también. Un ejemplo de este caso puede ser la perforación de un pozo de petróleo cuando las condiciones meteorológicas entrantes limitan el tiempo en tarea.

Dado que la tasa de degradación está sujeta a fluctuaciones, no hay un valor único del óptimo tasa de rendimiento que proporcionaría una aceptable buen resultado para cualquier secuencia de encontrados condiciones ambientales. El practicante más bien necesita tener una política de control óptima que seleccionar una acción de control (la tasa de rendimiento) de manera óptima elegido para cada combinación de los condiciones y el nivel de degradación del

sistema ha alcanzado. Una solución obvia al problema de la política de control sería que el practicante elegir la tasa de rendimiento tal que el estandarizado la tasa de rendimiento media sería mayor que o igual a la tasa de degradación media estandarizada. La tasa estandarizada significa la tasa definida para un valor porcentual que va de 0 a 100. Por lo tanto, el estándar la tasa de rendimiento media es el volumen (porcentaje) del trabajo relacionado con la misión, que en promedio se realiza dentro de una unidad de tiempo. El estandarizado la tasa de degradación media es el daño (degradación) adquirido por el sistema en una unidad de tiempo.

Siguiendo esta política de control, el desempeño La tasa se selecciona de modo que el promedio actualizado la tasa de rendimiento es mayor que, o al menos igual a, la tasa de degradación media impuesta por el elegido acción de control (tasa de rendimiento). La deficiencia de esta política de control es que la tasa de degradación media se evalúa con cierta incertidumbre atribuida a la imperfección de los métodos de predicción y / o incertidumbre debido a las limitaciones del equipo sensorial. los Los errores en la evaluación de la tasa de degradación media pueden hacer que la tasa de rendimiento elegida sea significativamente desviarse de la tasa óptima.

Un ejemplo más sofisticado puede incluir el presencia de incertidumbre en la tasa de rendimiento que se debe al impacto de la degradación del sistema. Corriendo una pieza de equipo degradada causaría desviaciones del perfil de rendimiento normal como que las acciones de control idénticas realizadas en el Las etapas iniciales y cercanas al final inician un desempeño diferente tarifas. La propagación de desviaciones en el sistema. Se espera que el perfil de desempeño mejore significativamente afectar la política de control en términos de su optimalidad.

4.Conclusión

Concluyendo esta sección, la siguiente declaración está hecho. El uso de información de pronóstico para un control óptimo puede mejorar enormemente los activos operativos disponibilidad y reducción de costos. Sin embargo, el problema de incorporar la información pronóstica en el proceso de control parece ser difícil y requiere enfoques que manejen varios de problemas relacionados con la incertidumbre y superan a los mejores de estrategias de control heurístico. Un buen candidato para resolver el problema es el aprendizaje por refuerzo (RL), que es un enfoque algorítmico general para estocástico problemas de control óptimo. Algoritmos basados en RL Puede funcionar con o sin modelos del sistema. Los algoritmos se pueden utilizar en línea y fuera de línea como bien. La característica distintiva de los métodos basados en RL es que tienden a enfocar el cálculo en áreas en el espacio de estado del sistema, donde las acciones de control son probable que sea tomado.

Este artículo presenta una breve descripción de la tendencias en la investigación relacionada con el pronóstico. Una clasificación de tipos de modelos de pronóstico se ha presentado que se basa en los tipos de fuentes de datos que están disponibles en aplicaciones del mundo real. Estos datos las fuentes son a) registros históricos que reflejan aspectos de confiabilidad de toda la población (o una gran muestra) de componentes de un solo tipo, b) datos de confiabilidad incluyendo tensiones externas que afectan la confiabilidad del sistema, c) datos de fiabilidad, incluidos los efectos de degradación observado en el sistema de interés. Debería Cabe señalar que podría haber clasificaciones basadas en algunos otros criterios, por ejemplo, tipos de confiabilidad modelos (modelos empíricos versus modelos basados en la física); sin embargo, probablemente uno elegiría un pronóstico técnica basada en los datos disponibles y pronósticos objetivos.

El artículo también ha esbozado una posible dirección en la investigación de pronósticos con respecto al uso de predicciones información de fiabilidad para un funcionamiento óptimo controlar. En presencia de una gran incertidumbre atribuido al entorno aleatorio, variabilidad en cargas operativas, y la variación de artículo a artículo de propiedades de confiabilidad, basadas en el aprendizaje por refuerzo Los algoritmos parecen ser un método apropiado para resolviendo el problema de control óptimo para degradar equipo con información de pronóstico imperfecta.

Referencias

- [1] Cattinelli, I., Bolzoni, E., Chermisi, M., Bellocchio, F., Barbieri, C., Mari, F., Amato, C., Menzer, M., Stopper, A., Gatti, E. "Computational intelligence for the Balanced Scorecard: Studying performance trends of hemodialysis clinics", (2013) *Artificial Intelligence in Medicine*, 58 (3), pp. 165-173.
- [2] Gutiérrez, R., Gutiérrez-Sánchez, R., Nafidi, A. "Trend analysis and computational statistical estimation in a stochastic Rayleigh model: Simulation and application", (2008) *Mathematics and Computers in Simulation*, 77 (2-3), pp. 209-217.
- [3] Moon, H., Ahn, H., Kodell, R.L. "A computational tool for testing dose-related trend using an age-adjusted bootstrap-based poly-k test", (2006) *Journal of Statistical Software*, 16 (7), pp. 1-14.

- [4] Chen, S.-H. "Trends in agent-based computational modeling of macroeconomics", (2005) *New Generation Computing*, 23 (1), pp. 3-11.
- [5] Hovy, E. "Recent trends in computational research on monologic discourse structure", (1991) *Computational Intelligence*, 7 (4), pp. 363-366.
- [6] Noor, A.K., Venneri, S.L. "Advances and trends in computational structures technology", (1990) *Computing Systems in Engineering*, 1 (1), pp. 23-36.
- [7] Iqbal, R., Doctor, F., More, B., Mahmud, S., Yousuf, U. "Big Data analytics and Computational Intelligence for Cyber-Physical Systems: Recent trends and state of the art applications", (2020) *Future Generation Computer Systems*, 105, pp. 766-778.
- [8] Farin, G., Hamann, B. "Current Trends in Geometric Modeling and Selected Computational Applications", (1997) *Journal of Computational Physics*, 138 (1), pp. 1-15.
- [9] Krzanowski, W.J. "Recent trends and developments in computational multivariate analysis", (1997) *Statistics and Computing*, 7 (2), pp. 87-99.
- [10] De Berg, M. "Trends and developments in computational geometry", (1997) *Computer Graphics Forum*, 16 (1), pp. 3-30.
- [11] Goel, L. "An extensive review of computational intelligence-based optimization algorithms: trends and applications", (2020) *Soft Computing*.
- [12] Sankaran, K. "Recent trends in computational electromagnetics for defence applications", (2019) *Defence Science Journal*, 69 (1), pp. 65-73.
- [13] Li, J., Zheng, S., Chen, B., Butte, A.J., Swamidass, S.J., Lu, Z. "A survey of current trends in computational drug repositioning", (2016) *Briefings in Bioinformatics*, 17 (1), pp. 2-12.
- [14] Liu, M.L., Sahinidis, N.V. "Computational Trends and Effects of Approximations in an MILP Model for Process Planning", (1995) *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 34 (5), pp. 1662-1673.
- [15] Noor, A.K., Tanner, J.A. "Advances and trends in the development of computational models for tires", (1985) *Computers and Structures*, 20 (1-3), pp. 517-533.