

## 해양플랜트 LNG FPSO 압축기의 신뢰성 및 회귀분석 기반 고장시점 추정 방법

조상제<sup>1</sup> · 전홍배<sup>1†</sup> · 신종호<sup>2</sup> · 최상덕<sup>3</sup>

<sup>1</sup>홍익대학교 산업공학과, <sup>2</sup>UNIST 디자인 및 인간공학과, <sup>3</sup>(주)석영

### A Study on Estimating the Next Failure Time of LNG FPSO Compressor

Sang-Jae Cho<sup>1</sup>, Hong-Bae Jun<sup>1†</sup>, Jong-Ho Shin<sup>2</sup>, and Sang-Deok Choi<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Department of Industrial Engineering, Hongik University

<sup>2</sup>Department of Design and Human Engineering, UNIST

<sup>3</sup>Seok-Young SYSTEMS

Received 11 April 2014; received in revised form 23 June 2014; accepted 9 July 2014

#### ABSTRACT

The O&M (Operation and Maintenance) phase of offshore plants with a long life cycle requires heavy charges and more efforts than the construction phase, and the occurrence of an accident of an offshore plant causes catastrophic damage. So previous studies have focused on design for reliability, and recently many studies have dealt with a maintenance system to prevent unexpected failures. Nowadays due to the emerging ICTs (Information Communication Technologies) and sensor technologies, it is possible to send health monitoring information of important equipment to administrator of an offshore plant in real time, which leads to having much concern on condition based maintenance policy or predictive maintenance. In this study, we have reviewed previous studies associated with condition-based maintenance of offshore plants, and introduced the approaches predicting failures of the compressor which is one of essential mechanical devices in LNG FPSO.

**Key Words:** Condition-based maintenance, LNG FPSO compressor, Offshore plant, Prognosis

## 1. 서 론

영국 표준(British Standard)에서는 상태기준 보전(Condition Based Maintenance: CBM)을 “기계의 상태 파라미터 변화로 인해 파악할 수 있는 심각한 열화현상에 대응하여 수행하는 보전방법”으

로 정의하고 있다<sup>[1]</sup>. 상태기준 보전은 설비 상태 관측 데이터를 바탕으로 장비의 진단을 실시하여 그 결과에 근거하여 장비의 고장을 예지하고 보전의 필요와 시기를 결정하는 방안으로 예지보전이라고도 칭한다. 예방 보전의 한 방안인 시간기준 정기 보전(Time Based Maintenance: TBM)과 비교해 상태기준 보전(이하 예지보전)은 리스크 관리에 있어 좋은 성능을 보이며, 더 선호되는 보전 방식이다<sup>[10]</sup>.

<sup>†</sup>Corresponding Author, hongbae.jun@hongik.ac.kr  
©2014 Society of CAD/CAM Engineers

일본 후쿠시마 원전 사고 이후, 화석 연료(원유 및 가스)에 대한 관심과 더불어 육지 석유 자원의 고갈로 인하여 척박한 환경에서 해양 플랜트의 설치수가 늘어나고 있다. 해양 플랜트는 척박한 환경 및 협소한 작업 공간, 기후변화 등으로 인한 다양한 위험 요소를 가지고 있으며 사고로 이어지는 경우가 많다<sup>[1]</sup>. 뿐만 아니라 해양 플랜트는 20~30년에 이르는 긴 수명주기로 인해 건조비용보다 보전에 더 큰 노력을 필요로 한다. 이러한 이유로 해양플랜트에서는 기존에 이루어지고 있는 정기 보전보다 보전활동의 신뢰성과 경제성을 크게 개선시킬 수 있는 예지보전의 적용이 필요하다.

본 연구에서는 해양 플랜트의 예지보전에 관한 기존 연구 및 기술동향에 대해 리뷰해보고, 해양 플랜트 LNG(Liquefied Natural Gas), FPSO (Floating, Production, Storage, Offloading)의 핵심 장비 중 하나인 원심식 가스 압축기(Centrifugal Gas Compressor)를 대상으로 고장을 예지하는 예지 알고리즘과 예지 시스템 개발 방안에 대한 소개를 하고자 한다.

## 2. 기존 연구

### 2.1 예지보전 기존연구

유지 보수 방법은 크게 제품의 고장난 이후조치를 취하는 사후보전 방법과 제품의 수리 주기를 결정하고 일정 수리 주기로 보전을 수행하는 시간 기준 정기 보전 방법, 그리고 제품 상태의 모니터링을 바탕으로 제품 상태를 진단하고 고장시기를 예지하여 수리 시기를 결정하는 예지 보전 방법으로 나눌 수 있다.

이 중 정기 보전 방법은 보전 주기와 기능 열화 주기가 완전히 일치하지 않기 때문에 잔존 수명에 대한 손실 비용이 발생, 과잉 보전활동이 될 수 있으며, 또한 보전주기 동안 고장이 발생할 수 있기 때문에 사후보전비용 및 생산손실비용이 발생할 가능성이 항상 존재한다.

예지 보전 방법은 이러한 정기 보전 방법의 단점을 보완하는 방식으로 최근 주목되고 있다. 예지 보전 활동은 정기 보전이 가지고 있던 과잉 보전, 부정확한 고장 분석, 지체되는 설비 개량 등의 문제를 개선하고, 보전 활동의 신뢰성을 높이며, 경제성을 크게 개선시킬 수 있다.

예지보전 기술과 관련해서는 지금까지 몇몇 연

구들이 수행되어 왔다. 예를 들어, Saranga과 Knezevic<sup>[2]</sup>은 시스템의 신뢰성 예측을 위하여 상태기반보전 하에 RCP(Relevant Condition Predictor)를 기반으로 하는 방법론을 제시하였고 Lu *et al.*<sup>[8]</sup>은 시계열 데이터 분석을 바탕으로 시스템 환경이 동적으로 변화하는 상황에서 실시간으로 신뢰도를 예측할 수 있는 방안에 대해 연구하였다. 또한, Lee<sup>[6]</sup>는 최신 정보기술과 통계이론을 바탕으로 한 예지 보전 기술을 제시하였고, Grall *et al.*<sup>[14]</sup>은 점진적으로 열화되는 단순 구조 기계류 제품에 대한 예지 보전 체계를 제시하였다. 다른 한편, Djurdjanovic *et al.*<sup>[12]</sup>은 여러 종류의 센서들과 무선 인터넷 기술을 바탕으로 기계류 제품에 대해 상태기반 예지보전을 수행할 수 있는 워치독(Watchdog) 에이전트 개념을 제시하였다. 또한, Lin *et al.*<sup>[17]</sup>은 진동시그널로부터 유용한 condition indicator를 추출하고, 추출된 정보를 기반으로 기어박스(Gearbox)의 최적보전정책을 개발하기 위하여 비례위험(Proportional-Hazard) 모형을 활용하였다. 그밖에 Fu *et al.*<sup>[13]</sup>은 수력 전기 발전 장치의 예지보전에 관한 큰 틀을 제시하였다. 그 큰 틀에서 연구자들은 예지보전에 필요한 필수 3 요소로서 모니터링과 예측, 진단 및 예측, 그리고 의사결정 체계를 제시하였다. Jun *et al.*<sup>[15]</sup>은 자동차의 엔진오일 교환을 위한 예지보전 알고리즘을 제시하였다. 그들의 연구에서는 운행 중 차량의 엔진오일 상태를 차량 운행 환경에서 대한 운용 및 환경 조건 정보와 엔진오일 상태를 간접적으로 파악할 수 있는 대표 성능지표들을 가지고 파악하여 이를 바탕으로 엔진오일의 상태를 예측하는 방법을 제시하였다.

### 2.2 해양플랜트 보전관련 기존연구

선박 및 해양 플랜트의 경우 조선소의 생산 단계에서의 설계 및 건조 비용보다 인도 이후 해운사의 운영단계에서 필요한 비용이 대부분을 차지하고 있으며, 실제로 FPSO의 경우 운용 보전 및 검사 비용이 전체 비용의 약 90%로 알려져 있다. 운용단계에서의 효율적인 운용은 제품의 사용 가능 시간을 높일 수 있을 뿐만 아니라 운항 및 유지 보수 비용을 절감시킬 수 있다<sup>[6]</sup>.

해양 플랜트 보전과 관련하여 지금까지 몇몇의 연구들이 수행되어 왔다. 예를 들어 Dey *et al.*<sup>[11]</sup>은 태국의 해양에 존재하는 석유 및 가스 파이프

라인을 대상으로 다중 기준 의사 결정(Multiple-Criteria Decision-Making) 및 가중치 방법(Weight Method)을 통하여 리스크 기반의 보전 모델을 제시하였고, Wang과 Majid<sup>[23]</sup>은 해양 플랜트에서 예방 정비의 효과를 분석한 다음 중요한 sub-unit과 주요 예방 정비 활동을 분석한 이후 적절한 보전 주기를 결정하는 신뢰성 데이터 분석 및 모델링 방법을 소개하였다. 또한 Moan<sup>[19]</sup>은 해양 구조물의 설계, 검사, 보전, 수리단계의 상호 단계가 강건 설계(Design For Robustness), 검사 방법의 결정, 스케줄 및 수리 전략에 어떻게 영향을 미치는지 살펴보기 위해 IMMR(Inspection, Monitoring, Maintenance, Repair)에 관한 신뢰성 기반의 관리 방안에 대하여 연구하였다. Rouhan과 Schoefs<sup>[20]</sup>은 해양 구조물에서 비파괴 검사에 있어 고장을 확인할 확률과 고장을 이상없이 알릴 확률을 의사 결정 계획단계에 반영하기 위해 확률 모형을 제시하였다. 그 밖에 Jang *et al.*<sup>[7]</sup>은 선상(On-Board)에서 설비보전, 도면관리 및 보전에 필요한 자재 구매등과 관련된 모든 업무를 통합하여 효율적으로 관리 할 수 있는 선박, 해양 플랜트용 온보드 설비 관리시스템을 소개하였고, Jeon *et al.*<sup>[8]</sup>은 MOL(Middle Of Life) 단계의 선박제품의 예지 보전 기법 및 PLM 시스템의 구성 요소로서, 센서와 무선 통신 그리고 마이크로 컨트롤러로 구성된 PEID(Product Embedded Information Device)를 연구하였다.

하지만 이러한 연구들은 주로 해양 플랜트의 예방 보전에 있어 정기 보전에 치중되어 있고, 예지 보전에 관한 연구는 미흡하였다.

### 3. 예지 시스템

#### 3.1 대상 장비 소개

LNG는 천연가스를 가스전에서부터 사용자에게 액화하여 전달하는 방식을 말한다. 가스전에서 채취된 천연가스는 산성가스 및 수분, 그리고 수운을 제거하는 전처리공정을 통과한 후에 중질분을 분리하고, 액화공정에서 LNG로 액화하여 수송선을 이용하여 수요처로 이동된다. 이러한 가스전처리 공정과 액화 및 저장 공정을 육상이 아닌 부유식 해상플랜트에서 하는 방법이 LNG FPSO이다<sup>[6]</sup>.

LNG FPSO에 사용되는 압축기(Compressor)는 전체 플랜트 내에서 에너지 소비가 가장 큰 부분

이다. 전체 플랜트의 열효율을 높이기 위해서는 압축기 동력의 감축, 압축기 구동기의 효율 향상이 필요하다. 플랜트 가동률 면에서도 압축기의 비중 또한 매우 크다<sup>[2]</sup>. 이러한 이유로 LNG FPSO의 예지 보전을 달성하기 위해서는 압축기의 예지 보전은 선결되어야 하는 과제이다.

본 연구에서 다루고자 하는 LNG FPSO의 주요 장비 중의 하나인 원심식 가스 압축기는 터보식 압축기라고도 불린다. 원심식 가스 압축기는 가스를 압축하여 유정의 가스압력유지를 위해 재투입되거나 FPSO의 연료로 사용되어지기 위해 가스를 내보내는데 핵심 역할을 한다.

대상 장비인 원심식 압축기의 검사는 대부분 육안으로 이루어진다. 하지만 압력, 온도, 진동 등의 센서의 시계열 데이터를 바탕으로 부품의 상태를 예측하는 것이 가능하다. 이러한 시계열 데이터는 진단 및 예지 시스템의 주요 입력 데이터로 활용되어질 수 있다. Lee<sup>[5]</sup>의 연구에 따르면 원심식 압축기 장비의 주요 고장의 원인들중 회전체/축에 대한 고장원인이 제일 많은 비율을 차지함을 알 수 있다.

#### 3.2 예지 시스템 개발 개요

Fig. 1은 LNG FPSO의 원심식 압축기 장비에 대한 예지 시스템 Use Case diagram이다. 위의 그림을 통하여 개발하고자 하는 예지시스템의 주요기능들과 예지 시스템 외부 행위자들 사이의 관계를 파악할 수 있다. 개발될 예지시스템에서는 예지분석 알고리즘의 실행 결과가 예지 리포트 모듈과 예지보전 플랫폼 인터페이스 모듈로 전송 되어서 이를 각각 보전 시스템과 예지보전 플랫폼 모듈에서 사용한다. 예지 알고리즘이 작동하기 전에는 예지분석용 DB와 보전 기준 정보 DB의 데이터들을 기준으로 예지 시스템 셋팅 모듈이 예지분석 알고리즘이 수행되어지기 위해 필요한 입력정보를 제공해준다. 또한 예지이력 조회모듈이 예지

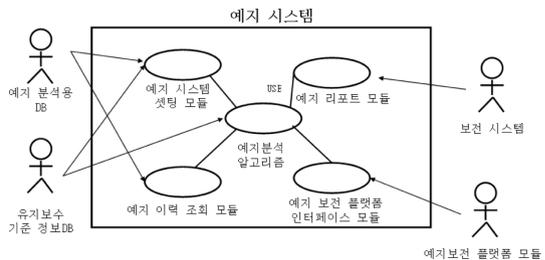


Fig. 1 Use case diagram of prognosis system



단계 더 상세히 그린 IDEF0 다이어그램이다. 예지분석의 수행을 위해서 예지대상을 선정하고 예지관련 고장모드를 선정한 후 예지 알고리즘을 실행해 다음번 고장시점값을 추정하게 된다.

**3.3 예지 알고리즘 개요**

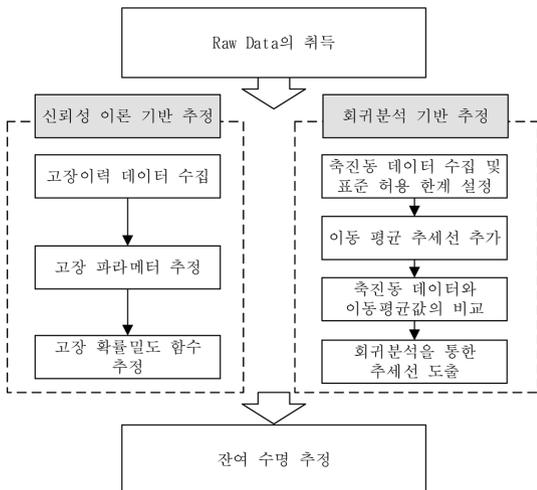
원심식 압축기의 경우 회전축에서 발생하는 진동은 종종 변동하는 힘을 일으켜 원하지 않는 소음과 불편한 운동, 또는 구조물의 파괴등으로 이어질 수 있는 기계진동을 일으킨다. 본 연구에서는 여러 성능 특성중 원심식 압축기의 고속 회전 운전에 따른 진동에 초점을 맞추어, 축진동의 이상징후(고장) 시점 정보 및 축진동의 신호를 바탕으로 고장을 예지하는 알고리즘을 개발하였다.

장비 상태 데이터를 모니터링해서 이를 기반으로 장비의 이상 시점을 예측하는 방안(Condition-Based Predictive Maintenance)과 고장 통계 및 신뢰성 데이터를 기반으로 고장시점을 예측하는 방안(Statistical-Based Predictive Maintenance), 이렇게 두가지 방안들을 제시한다.

본 연구에서는 압축기의 고장시간을 예지하는 방안으로 Fig. 5에서 보는 바와 같이 신뢰성이론을 기반으로 추정하는 방안과 회귀분석 기반으로 추정하는 방안을 제시하고자 한다.

**3.3.1 신뢰성 이론 기반 추정 방안**

압축기의 다음 고장시점을 예지하기 위해 압축의 이상징후 (고장) 시점 데이터를 기반으로 신뢰성 이론을 활용하는 방안을 생각해 볼 수 있다. 일



**Fig. 5** Overview of prognosis algorithm

반적으로 신뢰성 이론에서 수명을 예측하기 위해서 사용되는 분포는 지수분포, 와이블 분포, 정규 분포등이 널리 이용되고 있다. 이중 와이블 분포는 초기 우발 고장 기간과 마모 고장 특성을 잘 나타낼 수 있어 기계 설비에 널리 쓰이는 분포이다. 이러한 이유로 본 연구에서는 압축기의 고장 분포를 와이블 분포를 통하여 추정한다. 이 방안의 프로시저는 아래의 순서를 따른다.

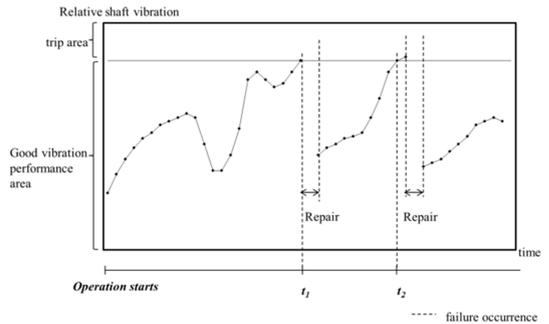
- Step 1. 고장 이력 데이터 수집
- Step 2. 고장 파라미터 추정
- Step 3. 고장 확률 밀도 함수 추정
- Step 4. 고장시점 추정

Step 1. 압축기의 고장을 추정하기에 앞서 Fig. 6에 나타나는 바와 같이 고장이 발생하는 경우 이 시점 데이터를 수집한다.

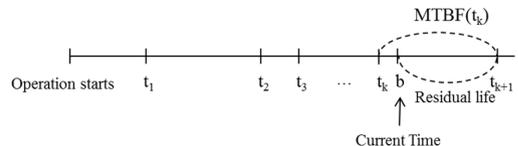
Step 2.  $T_1 < T_2 < \dots < T_k$ 을 와이블 과정에 따라 발생하는 시스템의 고장시간에 관한 확률 변수라 두면, 와이블 분포에서 각 모수의 최우추정량<sup>[22]</sup>은 다음과 같다.

$$\hat{\beta} = \frac{k}{\sum_{i=1}^k \ln(T_k/T_i)}, \quad \hat{\theta} = \frac{T_k}{k^{1/\beta}}$$

Step 3. 고장의 관측시간이  $T_1 = t_1, T_2 = t_2, \dots, T_k = t_k$ 으로 주어졌을 때, 마지막 고장으로부터 다음 고장  $T_{k+1}$ 의 확률 밀도 함수는 아래와 같다.



**Fig. 6** Collecting failure history data



**Fig. 7** Failure history data of a compressor

$$f(t) = \frac{\beta}{\theta} \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta-1} \cdot \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\beta + \left(\frac{t_k}{\theta}\right)^\beta\right\}, t_k < t$$

위의 수식을 이용하여 마지막 고장  $t_k$ 와 다음 고장  $t_{k+1}$ 의 MTBF(Mean Time Between Failures)<sup>[25]</sup>를 추정하면 아래와 같다.

$$MTBF(t_k) = \frac{\beta}{\theta} \cdot \exp\left\{\left(\frac{t_k}{\theta}\right)^\beta\right\} \int_{(t_k/\theta)^\beta}^{\infty} e^{-t} t^{1/\beta-1} dt$$

하지만 본 연구에서 추정하고자 잔여 수명은 위의 Fig. 7과 같이 현재 시점  $b$ 에서  $t_{k+1}$ 까지의 간격을 추정하고자 한다. 현재 시점  $b$ 에서 다음 고장  $T_{k+1}$ 의 확률 밀도 함수는 아래와 같다.

$$f(t|t>b) = \frac{f(t, t>b)}{f(t>b)}$$

$$= \frac{\frac{\beta}{\theta} \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\beta + \left(\frac{t_k}{\theta}\right)^\beta\right\}}{\int_b^{\infty} \frac{\beta}{\theta} \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\beta + \left(\frac{t_k}{\theta}\right)^\beta\right\} dt}, t > b$$

계산의 편의를 위하여 분모를  $m$ 으로 두면,

$$m = \int_b^{\infty} \frac{\beta}{\theta} \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\beta + \left(\frac{t_k}{\theta}\right)^\beta\right\} dt, b < t$$

아래와 표현할 수 있다.

$$f(t|t>b) = \frac{1}{m} \frac{\beta}{\theta} \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\beta-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\beta + \left(\frac{t_k}{\theta}\right)^\beta\right\} dt,$$

$$b < t$$

Step 4. 현재시점으로부터 다음 고장이 발생될 때까지의 시간은  $MTBF(t_k)$ 와 현재시점을 이용해 아래와 같이 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Residual life} &= \int_b^{\infty} t \cdot f(t|t>b) dt - b \\ &= \frac{\beta}{m} \exp\left\{\left(\frac{t_k}{\theta}\right)^\beta\right\} \int_b^{\infty} \exp\left(\frac{t}{\theta}\right)^\beta \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\beta\right\} dt - b \\ &= \frac{\theta}{m} \exp\left\{\left(\frac{t_k}{\theta}\right)^\beta\right\} \int_{(b/\theta)^\beta}^{\infty} e^{-t} t^{1/\beta} dt - b \end{aligned}$$

### 3.3.2 회귀분석 기반 추정 방안

압축기의 상대 축진동 데이터를 기반으로 축진동 데이터의 추세와 표준 허용한계를 고려하여 회귀분석 모형과 이동평균 기법을 사용하여 압축기의 고장시점을 추정해 볼 수 있다. 두번째 방안은 아래의 프로시저를 따른다.

- Step 1. 축진동 데이터수집 및 표준 허용한계설정
- Step 2. 이동평균 추세선 추가
- Step 3. 축진동 데이터와 이동평균값의 비교
- Step 4. 회귀 분석을 통한 추세선 도출 및 고장시점 추정

Step 1. 본 연구에서는 축진동의 진동 변위를 평가하는 방안 중 본 연구에서 사용하는 여러 개의 평가 방안 중 두 직교 방향의 양 진폭 변위 값 중 큰 값  $S_{(p-p)\max} = [S_{A(p-p)}, S_{B(p-p)}]_{\max}$  으로 설정하고 있다. 또한 ISO 7919에 따라 critical limit을  $13200/\sqrt{RPM}$  ( $um, P-P, unfiltered$  value)으로 규정하고 있다.

Step 2. 축진동 데이터 수집을 통하여 수집된 데이터는 Fig. 8과 같이 예지보전 시스템을 통하여 critical limit과 함께 유지보수 엔지니어에게 보이게 된다. 이 데이터들을 회귀 분석에 앞서 이상 상태를 보이는 데이터를 추출할 필요가 있다. Fig. 8의 예로 전체 데이터를 대상으로 선형 회귀를 진행하면 1차식의 계수 값이 원래 의도한 목적보다 상당히 낮게 평가되어 다음번 고장시점이 실제 추세보다 훨씬 크게 예측되는 위험이 있다. 이러한 점을 보완하기 위하여 본 연구에서 이동 평균 추세를 통하여 이상 상태를 보이는 데이터를 추출하는 방안을 보이고자 한다.

$i$  시점의  $S_{(p-p)\max}$ 의 값을  $x_i$ 로 두고,  $x_1, x_2, \dots$ ,

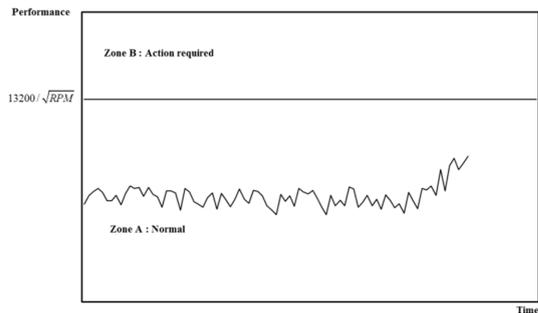


Fig. 8 Shaft vibration data of a compressor

$x_k$  데이터가 존재할 때,  $n$ 개 데이터의 이동 평균 수식은 아래와 같다.

$$\bar{x}_i = \frac{x_{i-n+1} + x_{i-n+2} + \dots + x_i}{n}, \quad n \leq i < n+k$$

Step 3. 이러한 이동 평균 수식에 의해서 도출된 값을 아래 수식에 의해서 실제 값과 비교를 하게 된다.  $r$  값은 이동평균 필터와 실제값을 몇 개 비교할 것인지를 나타낸 값이다.

$$V_i = \begin{cases} 1 & (\text{if } \bar{x}_i < x_i) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}, \quad i \geq n$$

$$s = \arg \min_m \left( \prod_{i=m-r+1}^m V_i \right), \quad n+r-1 \leq m < n+k$$

Fig. 9는 위의 수식을 통하여 도출된  $s$  값이 어떠한 의미를 가지는지 보여주고 있다. 위의 수식을 통한 값은 정상 신호와 이상 신호를 구분하고 있다.

위의 수식을 통하여  $s$  값을 도출한 이후,  $x_{s+1}, x_{s+2}, \dots, x_k$ 를 대상으로 회귀 분석을 진행한다.

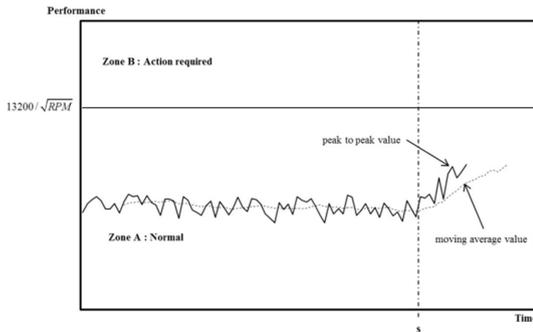


Fig. 9 s-value and moving average filter

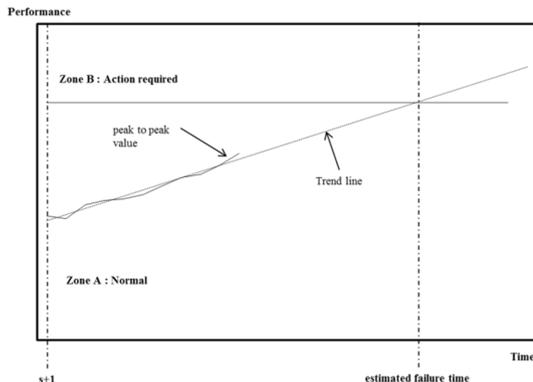


Fig. 10 Estimation of residual life

Step 4. Fig. 10에서 나타나는 바와 같이  $x_{s+1}, x_{s+2}, \dots, x_k$ 를 선형 회귀를 통하여 나타난 수식과 critical limit가 만나는 지점이 고장 예지 시점이 된다. 선형 회귀의 수식이  $Y = \beta_0 + \beta_1 X$ 로 나타났을 때, 잔여 수명은 아래와 같이 나타난다.

$$\text{Residual life} = \frac{1}{\beta_1} \left( \frac{13200}{\sqrt{RPM}} - \beta_0 \right)$$

### 3.4 사례 연구

본 연구에서는 아래 Table 1의 고장 이력데이터를 가지고, 신뢰성 이론 및 회귀분석 기반의 고장 시점 추정 방안들의 적용사례를 설명하고자 한다. Table 1의 고장시점 데이터들은 Hussin *et al.*<sup>[26]</sup>

Table 1 Failure history data

No.	시점(date)	운영시간(day)
운영시작	8-29-10 10:24 AM	0
Failure 1	9-4-10 7:24 AM	5.8751368
Failure 2	10-12-10 9:41 AM	43.9702621
Failure 3	10-28-10 5:33 AM	59.7981054
Failure 4	10-31-10 6:02 AM	62.8185537
Failure 5	11-7-10 8:09 AM	69.9065239
Failure 6	12-24-10 9:45 PM	117.4733731
Failure 7	12-31-10 7:15 AM	123.8690842
Failure 8	3-11-11 3:38 AM	193.7185454
Failure 9	4-2-11 7:17 PM	216.3708211
Failure 10	4-15-11 4:09 PM	229.2401720
Failure 11	4-27-11 11:28 PM	241.5446140
Failure 12	6-11-11 8:07 PM	286.4055460
Failure 13	7-13-11 10:53 PM	318.5208161
Failure 14	9-16-11 5:15 AM	382.7857159
Failure 15	11-10-11 12:19 AM	437.5800980
Failure 16	1-3-12 9:27 AM	491.9608736
Failure 17	1-18-12 7:27 AM	506.8771574
Failure 18	3-1-12 11:18 AM	550.0380827
Failure 19	3-28-12 10:29 PM	577.5040239
Failure 20	4-12-12 10:29 PM	592.5037954
Failure 21	5-16-12 4:02 AM	625.7350177
Failure 22	5-25-12 3:17 AM	634.7038473
Failure 23	5-27-12 11:41 AM	637.0541267
Failure 24	6-29-12 12:39 PM	670.0943259
Failure 25	7-25-12 12:20 PM	696.0808606 (현재)

의 연구에서 언급된 gas compressor 시스템의 고장건수를 참고하여 가공한 임의의 데이터이다.

Table 1의 고장 시점을 일단위로 수정하고, 운영 시작 시간은 0으로 두면 운영시간을 Table 1의 세번째 열과 같이 계산할 수 있다. 이 데이터를 바탕으로 추정된 와이블 분포의 모수값은 아래와 같다.

$$\hat{\beta} = \frac{24}{\ln(4690.660/t_i)} = \frac{24}{26.2088} = 0.916,$$

$$\hat{\theta} = \frac{670.094}{24^{1/0.916}} = 20.840$$

계산의 편의를 위해서  $m$  값을 도출하면, 아래와 같다.

$$m = \int_{696.081}^{\infty} \frac{0.916}{20.840} \left(\frac{t}{20.840}\right)^{0.916-1} \times \exp\left\{-\left(\frac{t}{20.840}\right)^{0.916} + \left(\frac{670.094}{20.840}\right)^{0.916}\right\} dt = 0.427$$

이를 바탕으로 다음 고장시점까지 걸리는 시간

을 예측하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \text{Residual life} &= \int_b^{\infty} t \cdot f(t|t>b) dt - b \\ &= \int_{696.081}^{\infty} t \cdot \frac{1}{0.427} \cdot \frac{0.916}{20.840} \left(\frac{t}{20.840}\right)^{0.916-1} \times \\ &\quad \exp\left\{-\left(\frac{t}{20.840}\right)^{0.916} + \left(\frac{670.094}{20.840}\right)^{0.916}\right\} dt \\ &\quad - 696.081 = 29.899 \text{ days} \end{aligned}$$

따라서 다음 고장의 예측 시간은 29.899일 후로 예측되고 시점은 2012년 8월 24일 9:55 AM이 된다.

다음으로 회귀분석 기반의 고장 추정 방안의 사례를 보이기 위하여 RPM은 3600으로 두고, Table 1의 고장 시점을 기반으로 하여 날짜 별로 하루간  $S_{(p-p)\max}$ 의 최대값을 생성하였다. 생성한 데이터는 아래의 Table 2와 같다. 본 사례에서의 고장을 판단하는 critical limit은 220  $\mu\text{m}$ 이다. 이동 평균 계산시  $n$  값을 어떻게 설정하느냐에 따라 선형회귀 모델식 계산이 영향을 받을 수 있다. 본 연구에서는 여러 사전 시험을 통해  $n=5, r=10$ 으로 두었다. 그리고  $s$  값을 도출하면 685가 나온다. 이를

Table 2  $S_{(p-p)\max}$  time series data

시점	$S_{(p-p)\max}$								
612	96	629	187	646	92	663	162	680	94
613	90	630	192	647	94	664	159	681	109
614	91	631	208	648	97	665	188	682	98
615	94	632	202	649	91	666	185	683	106
616	91	633	200	650	95	667	190	684	104
617	98	634	220	651	98	668	210	685	104
618	89	635	90	652	100	669	210	686	115
619	91	636	101	653	98	670	220	687	112
620	91	637	96	654	97	671	100	688	126
621	127	638	92	655	120	672	97	689	129
622	132	639	92	656	115	673	95	690	131
623	129	640	102	657	121	674	95	691	135
624	125	641	89	658	130	675	98	692	143
625	138	642	96	659	134	676	88	693	151
626	150	643	98	660	142	677	99	694	154
627	152	644	90	661	153	678	104	695	162
628	153	645	101	662	160	679	95	696	173

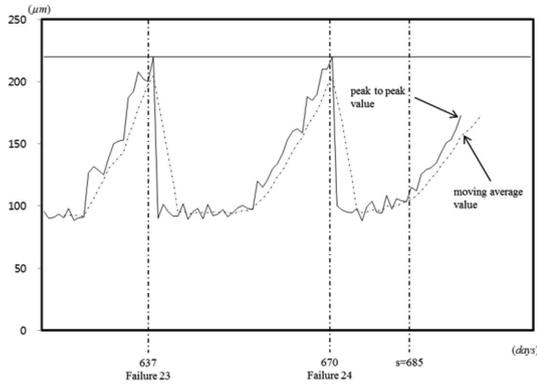


Fig. 11 Example of case study

그래프로 표현하면 Fig. 11과 같다.

$x_{685}$  이후의 값을 대상으로 선형 회귀 모델을 구하면, 선형 회귀 방정식은  $Y = -3864.53 + 5.7032X$  가 된다. 이를 통하여 다음 고장시점까지의 시간을 추정하면, 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \text{Residual life} &= \frac{1}{5.7032} \left( \frac{13200}{\sqrt{3600}} + 3864.85 \right) - 694 \\ &= 20.182 \text{ (days)} \end{aligned}$$

#### 4. 결 론

본 연구에서는 해양 플랜트의 예지보전에 관한 기존 연구에 대해 리뷰해보고, LNG FPSO의 가스 압축 모듈의 주요 장비 중 하나인 원심식 압축기를 대상으로 고장시점을 예지하는 예지 알고리즘에 대한 소개와 예지 시스템 개발 개요에 대해 기술하였다.

고장시점을 예지하는 알고리즘으로 신뢰성 이론에 기반한 방안과 축진동 데이터의 시계열 경향을 파악하여 회귀분석을 이용해 고장시점을 예지하는 방안을 제시하였다.

두 개의 방안 중 어느 것이 더 나은지 판단하기에는 실제 고장이력 데이터의 확보가 어려운 관계로 어려운 점이 있지만, 가상의 데이터를 바탕으로 한 사례연구에서 두 방안들로 추정된 고장시점들은 약간의 차이를 보여주었다. 이러한 이유로는 신뢰성 이론 기반 추정 방안은 전체의 고장 이력을 대상으로 향후 고장을 확률적으로 추정하는 방안인 것에 비해, 회귀분석 기반의 추정 방안은 뚜렷한 경향을 보이는 고장 이력만을 대상으로 하여 고장을 추정하기 때문에 회귀분석 기반 방안이 좀

더 최근 상태를 반영하였기 때문이라고 생각되어진다.

즉, 신뢰성 기반 추정방안은 회귀분석기반 추정방안에 비해 과거의 고장시점 데이터를 기반으로 하기 때문에 단순 고장시점 데이터를 활용할 수 있는 이점이 있는 반면 제품의 열화현상을 반영했다고 보기 어려우며, 또한 복잡한 계산식을 적용해야 하기 때문에 조금 번거로운 점이 있다. 반면 회귀분석 기반 예측방안은 모니터링되어지는 진폭관련 시계열 데이터를 기반으로 분석하기 때문에 실시간 열화현상 반영이 보다 용이하고 비교적 간편한 방법이라고 할 수 있다.

신뢰성 이론 기반의 추정방안의 경우, 확률분포의 파라미터의 추정시 보통 통계적으로 유의한 20-30개 이상의 데이터를 필요로 한다. 반면 회귀분석 기반의 추정 방안에서는 필요로 하는 최소한의 데이터 수는  $n+r-1$ 개로 이 숫자의 데이터가 존재하면, 이상데이터의 발생시 이를 찾을 수 있으나, 이 경우 회귀분석에 사용되는 데이터는 2개 정도로 고장 예지 시점의 신뢰도가 문제가 될 수 있다. 따라서 이 숫자보다는 많은 축진동 데이터가 확보될수록 보다 신뢰성있는 결과를 얻을 수 있다고 판단한다.

끝으로, 본 연구에서 다루지는 못했지만, 과거 고장시점 데이터를 기반으로 한 방안의 경우, 운용조건 및 환경조건 정보를 바탕으로 profile을 구분하여 적용해보는 방안도 추후 연구로 고려해 볼 수 있다.

#### 감사의 글

본 논문은 산업통상자원부 산업핵심기술개발사업(10045212, 해양플랜트 통합 운영 및 유지보수를 위한 예지보전(豫知保全) 시스템 개발)으로 지원된 연구임.

#### References

1. Kim, Y.S., 2012, CBM Approach for Facility Equipment, Technical Report, Procon Co., No.2, pp.96-103.
2. Park, J.H. et al., 2011, Aerodynamic Design and Numerical Study of a Propane-refrigerant Centrifugal Compressor for LNG Plant, *Transactions of the Korean Society of Mechanical*

- Engineers B*, 35(8), pp.781-787.
3. Bae, J.H. *et al.*, 2012, A Study on Risk Quantifying Method for The Worker Accidents of Offshore Plant Considering Uncertainty, *Proceedings of the Society of Naval Architects of Korea*, pp.113-118.
  4. Lee, K.H. and Lee, J.M., 2011, A Study on Augmented Reality Technologies in the Operation and Maintenance Phase of Offshore Plants, *Proceedings of the Society of Naval Architects of Korea*, pp.106-111.
  5. Lee, B.K., 1999, Vibration and Maintenance Handbook for Field Engineers, pp.18-94.
  6. Lee, S.K., 2012, State-of-the-art for LNG-FPSO Technology, *Journal of the Korean Society of Marine Engineering*, 36(1), pp.62-78.
  7. Jang, D.H. *et al.*, 2011, Developing the Maintenance System for Offshore Plant and Ship, *Proceedings of the Society of Naval Architects of Korea*, pp.1262-1271.
  8. Jeon, J., Lee, J.H. and Son, G.J., 2012, Development of PEID for Acquiring Maintenance Information During Product Lifecycle of Marine Vessels, *Journal of the Korean Society of Ocean Engineers*, 26(5), pp.63-72.
  9. Shim, J.G., 2002, State-of-the Art: Compressor, *The Magazine of the Society of Air-Conditioning and Refrigerating Engineers of Korea*, 31(11), pp.20-26.
  10. Arunraj, N.S. and Maiti, J., 2010, Risk-based Maintenance Policy Selection Using AHP and Goal Programming, *Safety Science*, 48(2), pp.238-247.
  11. Dey, P.K., Ogunlana, S.O. and Naksuksakul, S., 2004, Risk-based Maintenance Model for Offshore Oil and Gas Pipelines: A Case Study, *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 10(3), pp.169-183.
  12. Djurdjanovic, D., Lee, J. and Ni, J., 2003, Watchdog Agent—an Infotronics-based Prognostics Approach for Product Performance Degradation Assessment and Prediction, *Advanced Engineering Informatics*, 17(3), pp.109-125.
  13. Fu, C., Ye, L., Liu, Y., Yu, R., Iung, B., Cheng, Y. and Zeng, Y., 2004, Predictive Maintenance in Intelligent-control-maintenance-management System for Hydroelectric Generating Unit, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 19(1), pp.179-186.
  14. Grall, A., Dieulle, L., Bérenguer, C. and Rousignol, M., 2002, Continuous-time Predictive-maintenance Scheduling for a Deteriorating System, *IEEE Transactions on Reliability*, 51(2), pp.141-150.
  15. Jun, H.B., Conte, F.L., Kiritsis, D. and Xirouchakis, P., 2009, A Predictive Algorithm for Estimating the Quality of Vehicle Engine Oil, *International Journal of Industrial Engineering: Theory, Applications and Practice*, 15(4), pp.386-396.
  16. Lee, J., 2001, E-intelligence Strategies for Product and Manufacturing Innovation, *Transaction of Chinese Mechanical Engineer*, 12(5), pp.526-531.
  17. Lin, D., Wiseman, M., Banjevic, D. and Jardine, A.K., 2004, An Approach to Signal Processing and Condition-based Maintenance for Gearboxes Subject to Tooth Failure, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18(5), pp.993-1007.
  18. Lu, H., Kolarik, W.J. and Lu, S.S., 2001, Real-Time Performance Reliability Prediction, *IEEE Transaction on Reliability*, 50(4), pp.353-357.
  19. Moan, T., 2005, Reliability-based Management of Inspection, Maintenance and Repair of Offshore Structures, *Structure and Infrastructure Engineering*, 1(1), pp.33-62.
  20. Rouhan, A. and Schoefs, F., 2003, Probabilistic Modeling of Inspection Results for Offshore Structures, *Structural Safety*, 25(4), pp.379-399.
  21. Saranga, H. and Knezevic, J., 2001, Reliability Prediction for Condition-based Maintained Systems, *Reliability Engineering and System Safety*, 71(2), pp.219-224.
  22. Rigdon, S.E. and Basu, A.P., 2000, *Statistical Methods for the Reliability of Repairable Systems*. New York: Wiley.
  23. Wang, W. and Majid, H.B.A., 2000, Reliability Data Analysis and Modelling of Offshore Oil Platform Plant, *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 6(4), pp.287-295.
  24. Mayer, R.J., 1994, IDEF0 Function Modeling, Technical Report, Knowledge Based Systems, Inc.
  25. Ebeling, C.E., 1997, *An Introduction to Reliability and Maintainability Engineering*, Waveland Press, Inc.
  26. Hussin, H., Hashim, F.M., Muhammad, M. and Ibrahim, S.N., 2010, A Systematic and Practical Approach of Analyzing Offshore System Maintenance Data, *Proceedings of the International Multiconference of Engineers and Computer Scientists*, Vol. III.



**조 상 제**

홍익대학교 산업공학과에서 학사를 마쳤으며, 홍익대학교 산업공학과에서 석사학위 과정에 있다. 주요 관심 분야는 PLM, 다기준의사결정(MCDA) 등이다.



**전 흥 배**

연세대학교 응용통계학과에서 학사를 마쳤으며, 한국과학기술원 산업공학과에서 석사 및 박사학위를 취득 하였다. 삼성SDS를 거쳐 박사 후 연구과정으로 스위스 연방 로잔공대(EPFL)에서 PLM관련 EU PROMISE 프로젝트(2004.11-2008.2)를 수행하고, 2008년 3월부터 홍익대학교 산업공학과 부교수로 재직중이다. 주요 연구 관심분야는 RFID, PLM, 예지보전, 재제조 최적화 등이다.



**신 종 호**

연세대학교 기계공학과에서 학사를 마쳤으며, 한국과학기술원 산업공학과에서 생산 및 제조시스템 분야로 석사학위를 취득하고, 스위스 연방 로잔공대(EPFL)에서 PLM 연구를 통해 박사학위를 취득하였다. KIST 유럽연구소에서 선임연구원으로 2년간 재직 후, 현재 UNIST에서 선임연구원으로 근무 중이다. 주요 연구 관심분야는 제조 IT 시스템, 지능형 유지보수 시스템, PLM 등이다.



**최 상 덕**

동서울대 전산학과에서 학사를 마쳤으며 현대기아자동차 그룹의 국내 및 해외 G-MES 시스템 컨설팅 및 시스템 구축과 플랜트 분야의 자동화 시스템과 3D 품질분석 시스템 등 다수의 시스템 구축을 수행하였으며 현재 ㈜석영시스템즈 SW개발 총괄이사로 재직중이며 주요 연구 관심분야는 BIM관련 ICT융합 솔루션, 제조 MES 통합 시스템과 통합 품질분석 시스템 등이다.