

## LNG FPSO 펌프타워 고장 예지 방안에 관한 연구

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

<sup>1</sup>홍익대학교 산업공학과, <sup>2</sup>스위스 연방 로잔 공대 ICT4SM 연구실,  
<sup>3</sup>울산과학기술대 디자인 및 인간공학과

### A Study on Fault Prediction Method in a Pump Tower of LNG FPSO

Yongjae Kim<sup>1</sup>, SangJe Cho<sup>1</sup>, Hong-Bae Jun<sup>1†</sup>, Chunghun Ha<sup>1</sup>, and Jongho Shin<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Industrial Engineering, Hongik Univ., Korea

<sup>2</sup>ICT for Sustainable Manufacturing Laboratory (SCI-STI-DK), EPFL, Switzerland

<sup>3</sup>Dept. of Design and Human Engineering, UNIST, Korea

Received 27 October 2015; received in revised form 20 January 2016; accepted 20 January 2016

#### ABSTRACT

The plant equipment usually has a long life cycle. During its O&M (Operation & Maintenance) phase, since the occurrence of an accident of offshore plant equipment causes catastrophic damage, it is necessary to make more efforts for managing critical offshore equipment. Nowadays due to the emerging ICTs (Information Communication Technologies) and sensor technologies, it is possible to gather the health status data of important offshore equipment and their environment data, which leads to much concern on CBM (Condition-Based Maintenance). In this study, we will propose an approach to estimate the remaining lifetime of an offshore plant equipment (pump tower) based on gathered ocean environment data.

**Key Words:** CBM (Condition based maintenance), LNG FPSO, Pump tower, Remaining life time

## 1. 서 론

해양플랜트(offshore plant)는 바다에 매장되어 있는 석유, 가스 등 같은 해양 자원들을 발굴, 시추, 생산해내는 활동을 위한 장비와 설비를 포함한 제반 산업이다. 더글라스-웨스트우드(Douglas-Westwood)사의 스티브 로버트슨(Steve Robertson)에 따르면, 부유식 생산설비(floating production units, FPU)는 2014년에서 2025년까지 연평균 성장률이 3.3%로 전망되는데, 이중 FPSO는 현재보

다 60% 증가한 262기가 될 전망이다<sup>[1]</sup>.

해양플랜트는 20~30년의 긴 수명주기로 인해 운영단계 및 유지보수단계에서 건조단계보다 더 많은 비용과 노력을 필요로 하고, 사고 발생시 피해의 정도가 매우 크다<sup>[2]</sup>. 이로 인해 해양 플랜트는 설계 단계에서는 필요 이상의 강건 설계(robust design)를 하고, 운영에 있어서는 과잉 보전 문제에 직면해 있어서, 장비의 생애주기 기간동안 효율적인 유지보수를 수행하는 것이 중요한 문제로 대두되어졌다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 방안으로 다양한 센서, MEMS(micro-electro-mechanical system), 무선 통신, PEIDs(product embedded information devices) 등과 같은 최첨단

<sup>†</sup>Corresponding Author, hongbae.jun@hongik.ac.kr  
©2016 Society of CAD/CAM Engineers

정보통신기술을 활용한 상태 기반 보전(condition based maintenance, CBM) 방식의 해양 플랜트 적용에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

상태기반 보전 방식을 적용함에 있어서 가장 중요한 것 중에 하나가, 현재까지 수집된 정보를 바탕으로 미래의 상태, 즉 고장시점을 예측하는 방안을 개발하는 일이다.

본 연구에서는 해양 플랜트 시설인 LNG FPSO의 선측(hull side) 주요 장비 중 하나인 펌프타워(pump tower)의 주요 구조물에 대해 상태기반 보전 방식을 적용하는 알고리즘 개발에 초점을 맞춘다. 본 연구의 문제는 수집된 해양환경 데이터를 기반으로 미래의 해양환경 데이터를 예측하고, 구조물의 피로 균열과 해양환경 데이터간의 연관관계가 있다는 가정하에 구조물의 균열 성장 속도를 예측하여 고장시점 예지 방안을 제시하고자 한다.

2장에서는 관련 연구들에 대해 기술하고, 3장과 4장에서는 수집된 해양환경 데이터를 기반으로 펌프타워 구조물에 가해지는 응력(stress)을 판별하여 펌프 타워 구조물의 균열(crack)이 심각해지는 고장 발생 시점을 추정하는 방안에 대해 사례 연구를 중심으로 소개한다.

## 2. 기존 연구

### 2.1 상태기반 보전 기존 연구

보전의 종류에는 Fig. 1과 같이 여러 가지 보전 방법이 있다.

사후보전(breakdown maintenance)이란 제품이 고장이 발생하였을 때 수리하는 방법이며, 예방보전은 고장이 일어나기 전에 예방적으로 보전 활동을 시행하여 고장을 미연에 방지하는 방식이다. 반면 개량보전(corrective maintenance)은 보전의 시점에 초점을 맞추기 보다는, 보전시 설비의 개량,

개선에 초점을 맞추는 방법이다.

예방보전(preventive maintenance)에는 정기보전(time-based maintenance) 방법과 상태기반 보전 방법으로 구분할 수 있는데, 이 중 정기보전 방법은 제품 수리 기간을 정하여 정기적으로 검사와 보전 활동을 실시하여 제품이 고장이 발생하지 않게 만드는 방식이다. 제품의 열화기간이 일치하기가 쉽지 않기 때문에 잔존 수명에 대한 비용의 손실이 발생할 수 있으며, 또한 보전주기 기간 동안에 고장이 발생하여 제품의 운용이 정지되어서 사후보전비용이 발생할 수 있다.

반면, 상태기반 보전은 장비의 상태에 대한 모니터링을 통해 수집된 정보를 기반으로 보전을 수행하는 방식이다<sup>[3]</sup>. 최근 들어 정기보전 방법의 단점 때문에 제품 상태에 대한 모니터링을 실시하여 현재 제품이 어떤 상태인지를 진단하고 제품의 잔여 수명을 추정하여 수리시기를 결정하는 상태기반 보전이 최근 주목받고 있다.

상태기반 보전 방법과 관련해서는 지금까지 많은 연구들이 수행되어 왔다. 예를 들어, Lee<sup>[4]</sup>는 최신 정보기술과 통계이론을 바탕으로 한 상태기반 보전 기법을 제시하고 이를 공작기계 제품에 적용해 보았다. Djurdjanovic *et al.*<sup>[5]</sup>은 여러 종류의 센서들과 무선 인터넷 기술을 바탕으로 기계류 제품에 대해 상태기반 보전을 수행할 수 있는 위치독(watchdog) 에이전트 개념을 제시하였다. 위치독 에이전트는 유무선 통신 환경하에서 자체적으로 기계 열화 상태를 진단하고 잔여수명을 예측하는 알고리즘을 내장하고 있는 제품 내장형 시스템이다. 또한, Lin *et al.*<sup>[6]</sup>은 진동 시그널로부터 유용한 Condition Indicator를 추출하고, 추출된 정보를 기반으로 기어박스(gearbox)의 최적보전 정책을 개발하기 위하여 비례위험(proportional-hazard) 모형을 활용하였으며, Yan *et al.*<sup>[7]</sup>은 기계 장비의 성능을 평가하고 잔여수명을 예측할 수 있는, 기계 장비의 열화 판정을 위한 예측모형을 제안하였다. 제안한 모델에서 실제 성능은 로지스틱 모형에 의해 평가되었고, 잔여수명 추정을 위해서는 ARMA(autoregressive moving average model) 모델이 사용되었다. Bansal *et al.*<sup>[8]</sup>은 기계류 시스템들을 위한 실시간 예측 유지보수 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 기계의 모터 장비 고장 혹은 고장을 야기시키는 이상징후를 비정상 전기적 신호를 통해 탐지하여 불의의 사고를 미연에 방지

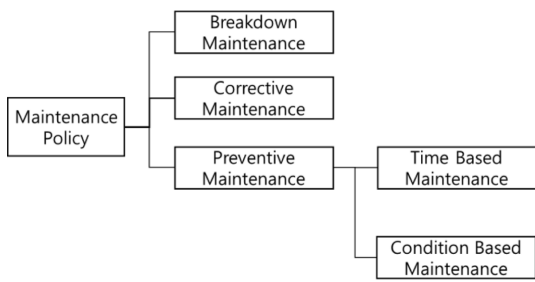


Fig. 1 Classification of maintenance policy

한다. 이를 위해 그들은 신경망 이론을 적용하였다.

한편, Kothamasu *et al.*<sup>[9]</sup>은 상태기반 보전방법의 철학 및 기술들에 대해 리뷰를 하고, 연관된 사례연구들을 소개하였다. 또한 Jardine *et al.*<sup>[10]</sup>은 기계장비의 상태기반 보전 구현과 관련한 구체적인 진단 및 예지 기법들에 대해 데이터 처리 및 유지 보수 의사결정들의 모델들, 알고리즘 및 기술들을 중심으로 정리하였다.

최근들어, Oh *et al.*<sup>[11]</sup>은 제조기업을 대상으로 생산설비의 상태기반 예지 보전을 활용한 설비 보전관리 시스템을 만들기 위하여 상태기반 보전 방식에 기반한 예지 보전 에이전트와 결합하는 방법을 제안하였다. 또한, Shin and Jun<sup>[12]</sup>은 프랑스의 중장비 건설 차량을 만드는 C사를 대상으로 진행된 중장비 건설 차량의 상태기반 보전 알고리즘 개발 사례에서는 중장비차량의 리프트 암 구조 부위의 균열성장을 예측하는 알고리즘을 개발하였다. C사는 건설 중장비 차량에 RFID(radio frequency identification) 태그와 균열 센서들을 접목한 PEID(product embedded information device) 장치들 차량의 주요 부분에 부착하여 제품 사용중의 균열 상태 및 성능변화를 모니터링하고 이를 통해 축적된 제품사용 데이터들을 분석하여 제품 예지 보전 업무에 응용하였다. 이외에도 Lee *et al.*<sup>[13]</sup>은 기계 부품에 사용되는 다양한 예측기법에 대하여 제시하였으며, 제시된 예측기법으로는 제품의 시험/해석 정보나 고장 메커니즘을 이용하여 예측을 하는 고장물리 방법과 제품의 작업 환경 및 실제 시험을 통하여 얻어진 데이터를 활용하여 제품의 모수를 추정하는 시험 데이터 분석, 마지막으로 경험 데이터를 활용하여 예측을 하는 방법에 대하여 제시하였다.

## 2.2 해양플랜트 보전 관련 기존 연구

선박 및 해양플랜트는 고객의 요구에 맞추어 설계 및 생산이 이루어지며, 20년 이상에 이르는 긴 수명주기를 가지고 있는 특징이 있다. 또한, 생산 단계에서 설계 및 건조비용보다 운영사에 인도된 이후에 발생하는 비용이 더 많은 부분을 차지하고 있으며, 실제로 FPSO의 경우 보전 및 검사비용이 전체 비용의 약 90%를 차지하고 있다고 알려졌다. 이러한 이유 때문에 해양 플랜트의 유지보수에 많은 관심이 쏟아지면서 지금까지 많은 연구가 수행됐다. 예를 들어 Park *et al.*<sup>[14]</sup>은 LNG선박의

크레인을 대상으로 크레인에 설치되어있는 센서로부터 얻어지는 진동데이터를 활용하여 이산푸리에(discrete Fourier) 변환을 효과적으로 계산할 수 있는 고속 푸리에 변환(fast Fourier transform) 알고리즘을 사용하여 예지 보전을 실시하는 방법을 제안하였다. Park and Lee<sup>[15]</sup>은 부식과 도장을 고려한 선체잔여수명 예측시스템을 설계하였다. 연구자들은 수명예측을 위한 시간의존 부식모델(time-dependent corrosion wastage model)에 초점을 맞추었다. 설계된 잔여수명 예측시스템에서는 선종별 선체 구조부위별 부식 두께에 대한 기존의 검사 치를 통계 확률적으로 처리하여 선체 부식수명을 예측하였다. 또한, Kim *et al.*<sup>[16]</sup>은 장비 상태 및 운영 데이터를 활용하여 잔여 수명 추정 및 고장 발생 이전에 미리 보수하는 시스템의 국산화 및 최적화를 위하여 실시간으로 정보를 수집하여 효율적 운영 및 유지보수를 위한 예지 보전 시스템을 제안하였다. 제안한 예지 보전 시스템은 해양플랜트 SCADA(supervisory control and data acquisition) 시스템, 해양플랜트 예지 보전 솔루션, 가상 해양플랜트 운영 시스템으로 이루어져 있다. 아울러, Cho *et al.*<sup>[17]</sup>은 해양 플랜트의 상태기반 보전에 관한 기존 연구들에 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.

또한 한편으로는 선박 및 해양플랜트의 고장시점 및 원인을 분석하기 위하여 균열에 대한 여러 가지 연구들이 활발하게 진행되었다. 예를 들어, Yun *et al.*<sup>[18]</sup>은 균열진폭하중 하에서의 확률론적 균열진전 수명해석을 하기 위하여 재료특성을 확률론적 기반에서 검토함으로써 피로 균열진전을 보다 합리적으로 해석하는 방안에 관해 연구하였고, 또한 Park *et al.*<sup>[19]</sup>은 부유식 해양플랜트 다점 계류라인의 피로손상모델을 비교하기 위하여 다양한 피로손상모델들을 소개하고 해양플랜트 다점 계류라인의 피로해석에는 Benasciutti-Tovo 모델과 JB 모델이 적합한 모델이라고 제시하였다. Lee *et al.*<sup>[20]</sup>은 혼합모드하중에서의 피로균열 전파 방향과 피로수명을 예측하기 위하여 MTS(maximum tangential stress criterion)을 사용한 예측치와 실험 결과를 비교하여 차이점을 분석하였다.

비록 기존의 관련 연구들이 구조물의 균열 예측

과 관련한 방법들을 제시하였지만, 해양환경 데이터들을 바탕으로 해양플랜트 구조물의 구조물 예측에 활용한 시도는 많지 않았다. 해양플랜트 장비의 특성상 해양환경데이터들을 분석하여 이를 장비의 상태 예측에 활용하는 것은 중요하다 할 수 있다. 본 연구에서는 이 부분에 초점을 맞추어 상태기반 보전 방안에 활용할 수 있는 펌프타워의 구조물 고장시점 예지 방안에 대해 다루고자 한다.

### 3. 예지 알고리즘

#### 3.1 대상 장비 소개

본 연구에서 다루고자 하는 대상은 천연가스를 가스전에서부터 사용자에게 액화하여 제공하는 LNG-FPSO의 주요장비 중의 하나인 펌프타워이다. LNG는 일반적으로 가스전에서 채취된 천연가스에 전처리 공정을 거친 후 중질분을 분리하고, 액화공정을 통하여 얻어지게 된다. 이러한 가스전 처리 공정과 액화 및 저장 공정을 기존에는 육상에서 실시하였지만, 육상이 아닌 부유식 해상플랜트에서 하는 방법이 LNG-FPSO이다<sup>[21]</sup>.

LNG-FPSO에서 사용되는 펌프타워는 선박 내 LNG를 저장하는 핵심구조물 중 하나이다. 상부(Top side) 공정 장비들과 선내 시스템 전체에 사용되는 것을 지원하는 선측에 있으며, 기본 형태는 삼각형으로 이루어져 있다. 구성요소는 emergency pipe, filling pipe, discharge pipe 등으로 이루어져 있으며 펌프타워에 작용하는 하중은 4가지로 분류할 수 있다. 첫 번째는 선박이 운항할 때 탱크 내에 채워져 있는 LNG가 파도나 외부환경에 의하여 출렁거리면서 발생시키는 슬로싱(sloshing) 하중, 두 번째는 선박의 롤링(rolling), 피칭모션(pitching motion)에 의한 자중영향 하중, 세 번째는 이동변위(translation)와 회전관성(rotational inertia) 하중, 마지막으로 LNG 가스의 온도 차에 의한 열 하중이 있다<sup>[22]</sup>. 네 가지의 하중 중에서 펌프타워에 가장 커다란 영향을 미치는 하중은 액화된 유체가 출렁거리면서 생기는 충격 하중으로 인하여 펌프타워에 손상 또는 파괴를 일어나게 하는 슬로싱 하중이다. 본 연구에서는 슬로싱 하중에 많은 영향을 미칠 것이라고 예상되는 해양환경 변수들을 활용하여 펌프타워의 잔여 수명을 예측하고자 한다.

#### 3.2 예지알고리즘 개요

펌프타워의 경우 해상에서 발생하는 파도 등 기상환경에 따라서 운반용기에 충격력을 발생시켜 구조물의 파괴 등으로 이어질 수 있다.

본 연구에서는 펌프타워의 균열이 번지는 과정을 분석하여 균열이 언제 허용 기준(acceptable criteria)을 초과하는지 판단하고자 하며 LNG-FPSO의 펌프타워를 대상으로 예지 알고리즘을 개발하였다.

기존의 예지 알고리즘들과는 차별화되게 수집된 해양환경데이터들에 대한 군집 분석을 수행하였다. 환경데이터들에 대한 미션프로파일을 구축한 후 미래시점의 해양환경데이터에 대해 예측한 데이터를 바탕으로 미션 프로파일을 판별하고 미션프로파일과 균열 피로 속도와의 관계성을 활용하여 잔여수명을 추정하였다.

고장을 일으키는 여러 특성 중에서 슬로싱 하중에 초점을 맞추어 고장을 예지하는 알고리즘을 개발하였으며 펌프타워가 받는 스트레스를 실험을 통하여 알아낼 수 있도록 균열센서(crack sensor)를 균열이 발생하는 주관(main pipe)과 지지대(brace member)의 연결부위에 부착한다는 가정을 하였다. 또한, 응력 확대 계수와 균열 성장률의 관계를 설명하는 패리스-에르도간(Paris-Erdogan) 모델을 통하여 균열의 성장을 설명하고 이를 통하여 펌프타워의 구조물에 대한 잔여수명을 추정하고자 한다.

본 연구에서 펌프 타워 구조물의 잔여 수명을 추정하는 데 있어서 다음과 같은 상황을 가정한다.

(1) 펌프타워의 하중에 영향을 미치는 해양환경(조류, 바람, 온도 등)을 실시간으로 모니터링 하고 있으며, 실시간 해양환경 데이터를 데이터베이스에 저장하고 있다.

(2) 펌프 타워에 발생하는 균열은 균열센서를 통하여 길이를 측정할 수 있다.

(3) 펌프 타워의 피로 균열 성장 속도 계수  $C$ 와 피로 균열 성장 속도 지수  $m$  값을 알고 있다.

현재 파괴 역학을 통하여 잔여 수명을 추정하는 연구는 활발히 이루어지고 있다. 그 중 응력 확대 계수( $\Delta K$ )와 균열 성장률( $\dot{a}$ )의 관계는 패리스-에르도간 모델을 통하여 많이 설명되고 있다<sup>[23]</sup>.

$$\dot{a} \cong \frac{da}{dN} = C(\Delta K)^m \quad (1)$$

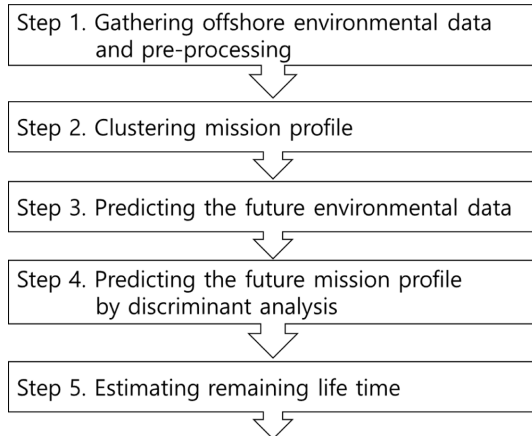


Fig. 2 Prediction algorithm

위의 식 (1)에서  $C$ 와  $m$  값은 경험을 통하여 도출한 값이다. 또한,  $a$ 는 센서를 통하여 측정된 균열의 길이를 나타내고,  $N$ 은 피로사이클 수이다. 또한, 현재 센서를 통하여 나타난 열화 단계를  $deg$ , 학습을 통하여 예지한 미래의 미션 프로파일을  $fmp$ 라 할 때, 본 연구에서 추정하는 잔여 수명  $T_R$ 은 아래의 식 (2)로 간략히 나타낼 수 있다.

$$T_R = f(deg, fmp) \quad (2)$$

본 연구에서는 위의 패리스-에르도간 모델을 통하여 균열의 성장을 설명하고 이를 통하여 잔여 수명을 추정하고자 한다.

펌프 타워의 잔여 수명 추정은 위의 Fig. 2의 프로세스 플로우 차트를 따라서 진행한다.

#### Step 1. 환경데이터 수집 및 정제

펌프타워의 잔여 수명을 추정하기 위하여 필요한 데이터를 수집하고 정제하는 단계이다. 본 단계에서는 펌프 타워의 하중에 영향을 미칠 것이라고 예상되는 다양한 해양환경을 실시간으로 측정하여 데이터베이스에 저장한다. 이렇게 저장된 원시 데이터를 활용할 수 있게 하기 위해서는 결측치 및 이상치 제거등의 데이터 정제작업이 필요하다.

#### Step 2. 클러스터링을 통한 환경데이터 미션 프로파일 생성

펌프 타워의 하중에 작용하는 다양한 상황을 나타내기 위해 미션 프로파일을 작성하는 단계이

다. 이전 단계에서 축적된 환경 데이터를 일정 기간 단위로 나눈 후 비슷한 유형별로 구분한다. 이때 축적된 환경 데이터를 비슷한 유형별로 구분하는 작업은 클러스터링 알고리즘을 통하여 해결할 수 있다. 클러스터링 알고리즘을 통하여 구분된 환경 데이터 그룹의 특성은 미션 프로파일의 환경 특성이 된다.

#### Step 3. 미래시점 환경데이터 예측

데이터베이스에 저장되어 있는 시계열 형태의 해양환경데이터를 활용하여 미래의 해양환경을 예측하는 단계이다. 과거의 시계열 형태가 미래에도 비슷한 형태로 반복될 것이라는 가정하에 예측모델(forecasting model)을 구축하여 구축한 모델을 사용하여 원하는 시점까지의 해양환경을 예측한다.

#### Step 4. 판별분석을 통한 미래의 미션 프로파일 예측

예측모델을 사용하여 예측한 미래 해양환경 데이터가 어떤 미션 프로파일에 해당하는지 판별하는 단계이다. 이를 통해, 향후 펌프 타워가 어떠한 해양환경하에 놓을지를 가늠하게 된다. 미션 프로파일의 예측은 단위 기간 별로 구분되어 예측한다.

#### Step 5. 잔여 수명 예측

예측된 미션 프로파일을 바탕으로 향후 펌프 타워 구조물에 가해질 스트레스를 예측하고, 잔여 수명을 추정한다.

보다 자세한 예지알고리즘에 대한 설명은 4장 사례연구를 중심으로 서술하고자 한다.

## 4. 사례 연구

본 연구에서는 Table 1의 해양환경 데이터를 가지고, LNG-FPSO의 펌프타워에 대한 고장시점 추정 및 잔여 수명 추정에 대한 적용사례를 설명하고자 한다. 본 연구에서 다루고 있는 사례연구의 해양환경 데이터는 미국 W사가 운영하고 있는 실제 멕시코 만에 설치된 해양플랜트 구조물에서 시스템에 의해 자동으로 수집되어진 해양환경에 관한 1년치 해양변수 데이터에 기반을 하고 있다. Table 1의 데이터는 이 중 LNG 운반용기에 충격력을 발생시켜 구조물의 파손을 초래할 수 있다고 예상되는 변수들이다. 변수의 선택과정은 2단계로

**Table 1** Ocean environment data

Week	SW Wind Direction (deg)	SW Wind Speed (miles/hr)	Pitch Rate* (deg/s)
1	355	13.20002	-0.00376
2	355	13.20141	0.004362
3	350.9042	13.18108	0.00281
4	354.911	13.19446	-0.00075
5	241.3389	9.00457	-0.00767
6	352.1262	13.19922	-0.00573
7	354.9561	13.2	-0.00569
⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮
50	355	13.2	0.003012
51	354.6856	13.20001	0.00108
52	354.995	13.19116	0.001477

나누어서 진행하였으며, 첫 번째 단계에서는 총 190개의 해양변수 중에서 슬로싱 현상에 영향을 미칠 것으로 예상되는 풍향, 풍속, 파도, 무어링 라인(mooring line) 등 변수 24개를 일차적으로 선택을 하였다. 그 후 두 번째 단계에서는 회귀분석(regression method)을 사용하여 파이프 라인을 통하여 해양에서 LNG선으로 가스 및 원유를 이동시키는 동안에 LNG선을 고정하기 위한 구조물인 무어링 라인의 tension 데이터를 종속변수로, 나머지 13개의 해양환경 변수들을 독립변수로 설정하고 실험을 실행하였다. 실험결과 13개의 해양환경 변수 중에서 풍향, 풍속, 파도, 모션 데이터가 종속변수인 무어링 라인 tension에 많은 영향을 미친다는 결과를 도출하게 되었으며 이 데이터를 본 연구에서 활용하였다.

**Step 1. 해양환경 데이터 수집 및 정제**

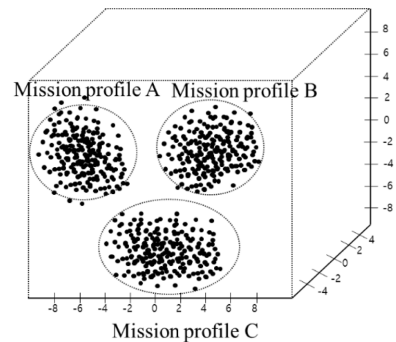
펌프 타워에 작용하는 하중은 LNG 탱크내에 있는 LNG가 출렁거리면서 발생시키는 슬로싱 하중, LNG의 상태 변화에 의한 하중과 회전 관성 및 LNG 가스의 온도 차에 의한 열 하중이 있다<sup>[13]</sup>. 이러한 하중은 직접 센서를 통하여 측정하기보다 간접적으로 하중에 미치는 영향을 측정하는 것이 훨씬 용이하다. 본 단계에서는 펌프 타워 하중에 영향을 미칠 수 있는 풍향 및 풍량, 조류의 높이, 온도 변화를 실시간으로 측정하여 데이터베이스에

저장하는 단계이다.

수집된 환경 데이터를 보다 정확하게 활용하기 위하여 결측치 제거 작업과 기준치를 초과하거나 미만인 데이터를 제거하는 이상치 제거작업을 시행하였다. 이상치를 선정하는 기준은 각 변수의 평균값으로부터  $\pm 3\sigma$ 를 벗어나는 데이터로 선정하였다.

**Step 2. 클러스터링을 통한 해양 환경 데이터의 미션 프로파일 생성**

펌프타워의 하중에 영향을 미치는 해양환경을 분석하기 위하여 해양환경 상태에 따른 미션 프로파일을 작성하였다. 미션 프로파일을 작성하기 위하여 각 클러스터 거리 차이의 분산을 최소화하는 방식으로 동작하는 K-means 군집화(clustering) 기법을 사용하였다. Huh and Lee<sup>[24]</sup>의 연구에 따르면 K-means 군집화는 데이터 마이닝에서 중요한 역할을 하는 비지도 학습 방법이다. K-means 군집화를 실행하기 위해서는 군집수를 몇 개로 할 것인가를 미리 정해야 한다. 적합한 군집 개수를 결정하기 위해서 수많은 연구가 진행되어 오고 있으며, 본 연구에서는 여러 가지 방법중에서 Fraley and Raftery<sup>[25]</sup>이 제안하는 BIC(bayesian information criterion)를 기준으로 적합한 군집 개수를 결정하는 방법을 이용하였다. 그 결과 5개의 미션 프로파일이 생성되었으며 Table 2는 각 시점에서의 미션 프로파일을 나타낸 표이다. 본 연구에서 미션 프로파일이란 특정 해양환경상태군집을 의미하며



**Mission profile classification results**

SW Wind Direction	SW Wind Speed	...	Heave Accel	Cluster
$x_1^1$	$x_2^1$	...	$x_9^1$	B
$x_1^2$	...	...	...	E
...	...	...	...	...
$x_1^{52}$	$x_2^{52}$	...	$x_9^{52}$	A

**Fig. 3** Clustering mission profile type

**Table 2** Mission profile clustering results

week	cluster	week	cluster
1	B	36	E
2	B	37	B
3	B	38	B
4	B	39	B
5	A	40	A
6	B	41	A
7	B	42	A
8	B	43	E
9	C	44	D
10	B	45	B
11	B	46	B
12	B	47	C
13	B	48	C
14	B	49	A
15	C	50	B
⋮	⋮	51	B
⋮	⋮	52	B

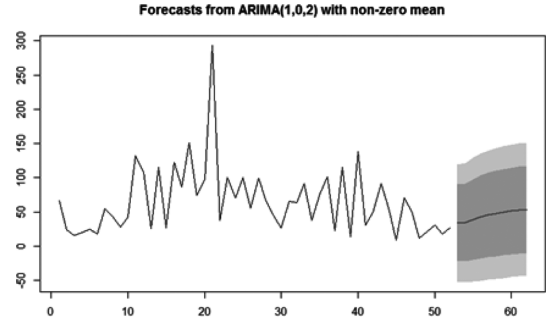
Table 2에는 실험을 통하여 결과값으로 나온 첫 주부터 52번째 주까지의 미션프로파일 값을 작성하였다. 군집을 구분한 알파벳의 의미는 A에서는 폭풍 및 비바람 등의 영향으로 해양환경상태가 제일 좋지 않은 군집을 의미하며, B에서 E로 갈수록 해양환경상태가 비교적 평온하고 좋은 군집을 의미한다.

#### Step 3. 미션 프로파일들의 모수 구하기

각 미션 프로파일 별로 스트레스 단계를 나타낼 수 있는 모수( $\Delta\sigma$ ,  $F$ )를 추정하는 단계이다. 미션 프로파일 별 환경 데이터를 통하여 펌프 타워가 받는 스트레스의 최대값( $\sigma_{MAX}$ ), 최소값( $\sigma_{MIN}$ ) 및 스트레스의 사이클  $F$ 를 도출한다. 이러한 모수들은 미션 프로파일 별로 펌프타워가 받는 하중을 나타내는 지침이 된다. Cedric<sup>[23]</sup>의 연구에 따르면 응력 확대 계수  $\Delta K$ 는 아래 식 (3)으로 추정이 가능하다.

$$\Delta K = K_{\max} - K_{\min} = \beta \cdot \Delta\sigma \cdot \sqrt{\pi \cdot a} \quad (3)$$

위의 수식 (3)에서  $\alpha$ ,  $\beta$ 는 경험에 의한 값이고,  $\Delta\alpha$ 는 스트레스 사이클 노드의 최대값과 최소값의 차이이다.

**Fig. 4** Ocean environment data forecasting results

#### Step 4. 미래시점 해양환경 데이터 예측

본 연구의 대상구조물인 펌프타워의 잔여 수명을 추정하기 위하여 미래의 해양환경을 예측하였다. 보유하고 있는 7개의 해양환경 데이터에 예측 모델을 사용하여 미래시점 데이터를 예측하였으며, 예측을 평가하기 위해 사용된 방법으로는 보유하고 있는 7개 변수 52주 해양환경 데이터 중에서 32주의 데이터를 학습 데이터로 설정하고, 나머지 20주의 데이터를 테스트 데이터로 설정하여 예측 실험을 하였다.

실험을 통하여 예측된 20주의 테스트 데이터가 실제 보유하고 있는 33주부터 52주까지의 해양환경 데이터와 얼마나 차이가 있는지를 살펴보고, 그 차이가 가장 적은 ARIMA(autoregressive integrated moving average) 모델을 사용하여 실험을 진행하였다. ARIMA 모델이란 현재의 시계열이 과거 관측 값들로 설명되는 모형인 자기회귀모형(auto-regressive model, AR)과 시계열의 현재 상태가 과거의 연속적인 오차항에 영향을 받는다는 이동평균모형(moving-average model, MA)이 혼합된 모형이다<sup>[26]</sup>. Fig. 4는 7가지의 해양환경변수 중에 첫 번째 해양환경변수인 풍향을 52주의 데이터에 대해 ARIMA 모델을 사용하여 53주부터 62주까지 예측한 결과값을 보여주고 있다.

#### Step 5. 판별분석을 통한 향후의 미션 프로파일 예측

판별분석은 기존에 있는 해양환경 데이터와 예측 모델을 사용하여 얻은 해양환경 데이터가 어떤 미션 프로파일에 속하는지 판별을 하는 과정이다. 예측된 미션 프로파일을 바탕으로 향후 펌프 타워에 적용할 하중이 예측되며 미션 프로파일의 예측은 Fig. 5와 같이 1주 단위 기간별로 구분되어 예측한다. Fig. 5는 판별분석을 통하여 나온 미션

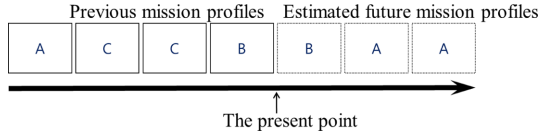


Fig. 5 Example of predicted future mission profile

프로파일의 결과값을 의미한다. 실선으로 되어 있는 박스의 알파벳 A, C, C, B는 49주부터 52주까지의 미션프로파일을 표현한 것이며 점선으로 되어 있는 박스의 알파벳 B, A, A는 예측모델을 활용하여 결과값으로 나온 예측 데이터로 판별분석을 실시한 결과값입니다. 알파벳들은 미션프로파일을 의미하며 첫 번째 박스의 알파벳 B는 53번째에 미션프로파일이 B가 나왔다는 것이다.

#### Step 6. 잔여 수명 예측

본 연구에서 사용되는 균열센서는 12개의 구분선(ligaments)으로 구성되어 있으며 균열성장(crack propagation) 매커니즘을 통하여 설계되었다. 패리스-에르도잔 모델은 응력 확대 계수(stress intensity factor)와 응력 주기(applied stress cycle)의 횟수에 관한 함수를 통하여 피로 균열의 성장을 설명하고 있다<sup>[23]</sup>. 식 (1)에서 언급한  $a$ 는 균열 길이,  $N$ 은 응력 주기의 횟수를 나타낸다. 또한,  $C$ 와  $m$ 은 재료 상수,  $K$ 는 응력 확대 계수이다. 미션 프로파일  $p$ 의  $dN/dt$ 이  $e_p$ 라고 하고, 미션 프로파일  $p$ 의  $C \cdot (\Delta K)^m$ 를  $s_p$ 라 하면,  $da$ 와  $dt$ 의 관계는 아래와 같이 나타낸다.

$$da = s_p \cdot dN \quad (4)$$

$$\frac{dt}{da} = \frac{dt}{s_p \cdot dN} \quad (5)$$

$$s_p \cdot e_p \cdot dt = da \quad (6)$$

$s_p \cdot e_p$ 를 피로 속도 요소  $V_p$ 라 두고, 모든 미션 프로파일의  $V_p$ 를 알 수 있다면, 이를 통하여 잔여 수명의 추정이 가능하다.

위의 Fig. 5에서 센서의 구분선이 끊어진 시점을 각각 9주, 16주, 25주, 33주, 42주, 51주일 경우, 각 미션 프로파일의  $V_p$ 를 도출하기 위하여 하나의 구분선이 끊어질 때  $a$ 를 1, 1주의  $t$ 를 1이라 두고 아래의 방정식을 도출할 수 있다.

$$V_A + 7V_B = 1 \quad (7)$$

$$6V_B + V_C = 1 \quad (8)$$

$$5V_B + 3V_C + V_D = 1 \quad (9)$$

$$3V_B + 2V_C + 2V_D + V_E = 1 \quad (10)$$

$$3V_A + 4V_B + V_D + V_E = 1 \quad (11)$$

$$V_A + 5V_B + 2V_C + V_E = 1 \quad (12)$$

위의 수식을 잔차의 제곱의 합을 최소화시켜추정하는 방법인 최소자승오차(least square error) 방법을 통하여  $V_p$  값을 도출하면 각각  $V_A=0.0164$ ,  $V_B=0.1483$ ,  $V_C=0.0382$ ,  $V_D=0.1523$ ,  $V_E=0.1817$ 을 구할 수 있다<sup>[27]</sup>.

또한,  $T_A$ 를 피로가 허용 임계값(acceptable criterion)에 도달한 시간,  $T_p$ 를 현재 시간,  $T_R$ 을 잔여 수명,  $R$ 을 허용 임계값까지 남은 잔여 구분선의 개수라 할 때, 아래의 수식을 통하여 잔여 수명의 추정이 가능하다.

$$T_R = T_A - T_p \quad \text{where}$$

$$\arg \min_{T_a} \left| \sum_{t=T_a}^{T_a} V_p \cdot \text{unit time} - R \right|$$

예측모델을 이용하여 예측한 해양환경데이터와 판별분석 모델을 활용하여 잔여수명이 0이 되는 시간까지 실험을 진행하였다. 잔여수명 추정을 위하여 현재시간인 52주를 입력하고 실험 진행결과 다음과 같은 결과값이 나오게 되었다.

$$R = 6\text{개}$$

$$T_A = 119(\text{단위:주})$$

$$T_R (\text{잔여수명}) = 67(\text{단위:주})$$

즉, 약 1년 반 이후에 구조물의 균열상태가 심각한 상태에 다다른다고 예측할 수 있다. 이는 물론 균열센서의 구분선이 끊어진 시점에 대한 데이터를 임의로 생성해서 만들어낸 결과로 실제 균열센서의 운영 데이터를 바탕으로 하면 달라질 것이다.

해양플랜트 장비의 운영 특성상, 실제 운영시의 고장이력 데이터의 소유는 운영사가 가지고 있어서 실 데이터에 대한 확보가 어려운 관계로 본 사례연구에서 계산한 펌프타워 구조물의 잔여수명의 정확성 및 신뢰성에 대해 객관적으로 검증하기가 어렵다. 실제 현장 장비에 적용되어지기 위해서는 계측된 센서장비 데이터와 미션프로파일과의 관계, 그리고 각 미션프로파일들의 모수 및 피로 속도를 추정할 때 사용되는 각종 매개변수들



값들의 반복적인 조정을 통해, 예측치의 정확도 및 신뢰성을 확보할 수 있을 것으로 생각된다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 LNG-FPSO의 주요 구조물인 펌프타워의 잔여 수명을 추정하는 방안을 제안하였다. 제안된 방안에서는 해양 환경 측정 장비를 사용하여 얻어진 해양 환경 데이터를 바탕으로 K-means 군집화 기법을 시행하여 미션프로파일을 생성하였다. 그 후 해양환경 상태를 예측하는 예측 모델을 활용하여 미래의 해양환경 상태를 예측하였고, 균열 성장 매커니즘을 통하여 설계된 균열 센서와 패리스-에르도간 모델을 사용하여 펌프타워의 잔여 수명을 추정하는 방안을 제안하였고 간단한 사례 예제를 가지고 기술하여 보았다. 해양 플랜트 산업의 특성상 LNG FPSO의 운영 주체가 아닌 이상 실제 장비의 고장이력 데이터를 얻는데 한계가 있는 관계로 제안한 알고리즘 예측치의 정확성 및 신뢰성에 대한 검증은 하지 못했다. 이런 점은 본 연구의 한계점으로 남는다.

추후 연구로 사례 연구로 삼은 펌프타워의 구조물과 유사한 대상에 대한 실제 고장이력 데이터를 확보한 후 본 연구에서 제안한 방법의 효용성을 높이기 위해 검증 및 튜닝을 할 필요가 있다. 이러한 한계에도 불구하고 본 연구가 앞으로 진행되어 질 플랜트의 상태기반 보전 시스템 개발에 참고가 될 수 있을 것이다.

## 후 기

본 연구는 산업통상자원부 및 KEIT의 산업융합 기술산업 핵심기술 개발사업(IT융합)(10045212, 해양플랜트 통합 운영 및 유지보수를 위한 예지 보전 시스템 개발)의 연구결과로 수행되었습니다.

## References

1. Park, K.S., 2015, Offshore Business, *Korea Maritime Institute*, 19, pp.7-12.
2. Cho, S.J. and Jun, H.B., 2014, A Study on the Development of Prognosis System for LNG FPSO Compressor Equipment, *Proceedings of the Society of CAD/CAM Engineers Conference*, pp.304-309.
3. Jardine, A.K.S., Lin, D. and Banjevic, D., 2005, A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics Implementing Condition-based Maintenance, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), pp.1483-1510.
4. Lee, L.D., 2001, Using Wireless Technology and the Internet for Predictive Maintenance, *Hydrocarbon Processing*, 80, pp.77-96.
5. 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, pp.109-125.
6. 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.
7. Yan, J., Koç, M. and Lee, J., 2004, A Prognostic Algorithm for Machine Performance Assessment and Its Application, *Production Planning & Control*, 15(8), pp.796-801.
8. Bansal, D., Evans, D.J. and Jones, B., 2004, A Real-time Predictive Maintenance System for Machine Systems, *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 44(7-8), pp.759-766.
9. Kothamasu, R., Huang, S.H. and Verduin, W.H., 2006, System Health Monitoring and Prognostics-a Review of Current Paradigms and Practices, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 28, pp.1012-1024.
10. Jardine, A.K.S., Lin, D. and Banjevic, D., 2006, A Review on Machinery Diagnostics and Prognostics Implementing Condition-based Maintenance, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20, pp.1483-1510.
11. Oh, S.G., Lee, S.H. and Lee, M.S., 2012, Facility Maintenance Management System Based on Predictive Maintenance for Manufacturing Industry, *Korean Society of Precision Engineering*, pp.643-644.
12. Shin, J.H., Jun, H.B., Cattaneo, C., Kiritsis, D. and Xirouchakis, P., 2013, A Method for Evaluating Product Degradation Status Using Product Usage Data, *Transactions of the Society of CAD/CAM Engineers*, 18(1), pp.36-48.
13. Lee, Y.E., Kang, J.Y., Kwak, J.J., Ahn, K.I. and Cho, M.J., 2014, Study on Reliability Prediction Method Application for Mechanical Parts, *Proceedings of Korean Aeronautical and Space Sciences*, Republic of Korea, pp.16-19.
14. Park, S.K., Sim, M.S., Lee, H.Y. and Lee, M.J., 2003, Design of Condition Based Maintenance Expert System Using FFT Algorithm, *Korea of*

- Information Science Society*, 30(2), pp.514-516.
15. Park, S.W. and Lee, H.M., 2013, Design of Hull Residual Life Prediction System Considering Corrosion and Coating, *Journal of the Society of Naval Architects of Korea*, 50(2), pp.104-110.
  16. Kim, H.S., An, K.I. and Hwang, J.S., 2014, Design of Condition Based Maintenance System for the Integrated and Intelligent Operation of Offshore Plant, *Proceedings of the Society of CAD/CAM Engineers Conference*, Republic of Korea, pp.152-155.
  17. Cho, S., Jun, H.B., Shin, J.H. and Choi, S., 2014, A Study on Estimating the Next Failure Time of LNG FPSO Compressor, *Transactions of the Society of CAD/CAM Engineers*, 19(3), pp.203-213.
  18. Yun, H.Y., Yang, Y.S. and Yun, J.H., 1992, A Stochastic Analysis of Crack Propagation Life under Constant Amplitude Loading, *The Korean Society of Mechanical Engineers*, 16(9), pp.1691-1699.
  19. Park, J., Kim, K., Kim, K.S. and Ko, D.Y., 2013, Comparison of Fatigue Damage Models of Spread Mooring Line for Floating Type Offshore Plant, *Journal of Ocean Engineering and Technology*, 20(5), pp.63-69.
  20. Lee, Y.S., Kim, D.J. and Ryu, H.H., 1998, Fatigue Crack Propagation and Fatigue Life Prediction under the Mixed Mode Loading, *Proceedings of the Korean Society of Mechanical Engineers*, pp.305-309.
  21. Lee, S.G., 2012, Technical Trend for LNG\_FPSO, *Journal of the Korean Society of Marine Engineering*, 36(1), pp.62-78.
  22. Lee, K.S. and Son, C.Y., 2007, A Study on GUI Development of Structural Analysis of LNG Pump Tower, *Journal of the Computational Structural Engineering Institute of Korea*, 20(5), pp.605-613.
  23. Cedric, C., 2006, Development of a New Approach for Product Design Improvement, Considering Middle-of-life (MOL) Data, Diploma Thesis, EPFL.
  24. Huh, M.H. and Lee, G.H., 2004, Reproducibility Assessment of k-means Clustering and Applications, *The Korean Journal of Applied Statistics*, 17(1), pp.135-144.
  25. Fraley, C. and Raftery, A.E., 1998, How Many Clusters? Which Clustering Method? Answers Via Model-based Cluster Analysis, *The Computer Journal*, 41(8), pp.578-588.
  26. Kim, S.Y., Jung, H.W., Park, J.D., Baek, S.M., Kim, W.S., Chon, K.H. and Song, K.B., 2014, Weekly Maximum Electric Load Forecasting for 104 Weeks by Seasonal ARIMA Model, *Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers*, 28(1), pp.50-56.
  27. López-Espín, J.J., Vidal, A.M. and Giménez, D., 2012, Two-stage Least Squares and Indirect Least Squares Algorithms for Simultaneous Equations Models, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 236(15), pp.3676-3684.



### 김 용 재

홍익대학교 산업공학과에서 학사를 마쳤으며, 홍익대학교 산업공학과에서 석사학위 과정을 있다. 주요 관심 분야는 PLM, 예지보전 등이다.



### 조 상 제

홍익대학교 산업공학과에서 학사 및 석사학위를 마쳤으며, 스위스 연방 로잔 공대(EPFL)에서 박사 학위 과정에 있다. 주요 관심 분야는 PLM, 예지보전, Ontology, 재제조 최적화 등이다.



### 전 흥 배

연세대학교 응용통계학과에서 학사를 마쳤으며, 한국과학기술원 산업공학과에서 석사 및 박사학위를 취득 하였다. 삼성SDS를 거쳐 박사후 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.



### 하 정 훈

연세대학교 전자공학과에서 학사를 마쳤으며, 미국 Texas A&M University에서 산업공학 석사와 박사 학위를 취득하였다. 삼성종합기술원 정밀기계연구실에서 전문연구원으로 그리고 삼성전자 LCD 사업부에 책임연구원으로 재직하였다. 현재 홍익대학교 정보컴퓨터공학부 산업공학전공 부교수로 재직중이다. 주요 관심분야는 최적화, 생산 경영, SCM, 의사결정 분야 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 조선대학교 산업공학과 조교수로 재직중이다. 주요 연구 관심분야는 제조 IT 시스템, 지능형 유지보수 시스템, PLM 등이다.