

빅데이터 분석을 이용한 해양 구조물 배관 자재의 소요량 예측

오민재¹·노명일^{1,2,†}·박성우³·김성훈²
서울대학교 해양시스템공학연구소¹
서울대학교 조선해양공학과²
서울대학교 협동과정 해양플랜트엔지니어링전공³

Estimation of Material Requirement of Piping Materials in an Offshore Structure using Big Data Analysis

Min-Jae Oh¹·Myung-Il Roh^{1,2,†}·Sung-Woo Park³·Seong-Hoon Kim²
Research Institute of Marine Systems Engineering, Seoul National University¹
Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, Seoul National University²
Interdisciplinary Program in Offshore Plant Engineering, Seoul National University³

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

In the shipyard, a lot of data is generated, stored, and managed during design, construction, and operation phases to build ships and offshore structures. However, it is difficult to handle such big data efficiently using existing data-handling technologies. As the big data technology is developed, the ship and offshore industries start to focus on the existing big data to find valuable information from it. In this paper, the material requirement estimation method of offshore structure piping materials using big data analysis is proposed. A big data platform for the data analysis in the shipyard is introduced and it is applied to the analysis of material requirement estimation to solve the problems in piping design by a designer. The regression model is developed from the big data of piping materials and verified using the existing data. This analysis can help a piping designer to estimate the exact amount of material requirement and schedule the purchase time.

Keywords : Big data(빅데이터), Offshore structure(해양 구조물), Piping material(배관 자재), Requirement estimation(소요량 예측)

1. 서론

빅데이터는 방대한 양의 정형, 비정형의 데이터를 의미하며, 빅데이터 기술은 다양한 종류의 대용량의 데이터로부터 저렴한 비용으로 가치를 추출하고, 데이터의 수집, 발굴, 분석을 지원하도록 고안된 차세대 기술 및 아키텍처를 의미한다. 특히, 최근에 정부 주도로 ICT 융합 Industry 4.0 기술 개발이 진행되면서, 사물 인터넷으로 인한 방대한 양의 데이터가 저장되고 있고, 그 데이터를 분석, 처리할 기술에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 Industry 4.0 기술 개발은 조선분야에서도 활발히 이루어지고 있다.

선박 및 해양 구조물 건조 과정에서 생성되는 정보는 그 양이

방대하다. 개념 설계(concept design), 기본 설계(basic design), 상세 설계(detail design), 건조(construction), 운용(operation) 과정에서 막대한 데이터가 발생, 저장된다. 현재 조선소에서는 Fig. 1과 같이 과거에 진행되었던 프로젝트에 대한 수많은 데이터가 저장되어 있으며, 근래에 빅데이터 기술의 발전과 더불어, 축적된 데이터를 분석하여 그로부터 의미 있는 결과를 도출하기 시작하였다. 또한 사물인터넷(internet of things) 기술의 발달로, 조선소 내에서 발생하는 모든 정보를 저장하고 분석하려는 움직임이 있으며, 이에 따라서 빅데이터 기술의 필요성이 증가하고 있다.

본 논문에서는 조선소에 적용할 수 있는 빅데이터 어플리케이션의 하나로, 빅데이터 분석을 이용한 해양 구조물 배관 자재의 소요량 예측 방법을 제시한다. 우선 빅데이터 분석을 위하여 조

선소에서 사용할 수 있는 기본적인 빅데이터 프레임워크를 제시하였다. 그리고 배관 자재 구매 프로세스를 분석하여 현재 조선소에서 수행하고 있는 프로세스의 문제점을 파악하고, 그것을 해결하기 위하여 빅데이터 기반으로 배관 자재의 소요량을 예측함으로써, 설계자가 정확한 자재 소요 계획 및 구매를 진행할 수 있는 방법을 제시한다.

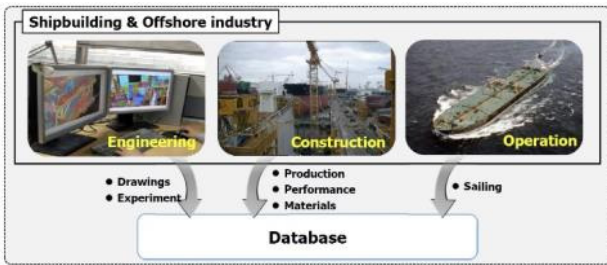


Fig. 1 Data storage of shipbuilding and offshore industry

2. 관련 연구 현황

Table 1은 관련 연구 현황을 정리한 것이다. 먼저 Gandomi and Haider (2015)는 빅데이터의 개념에 대하여 정의하고, 빅데이터의 종류에 따른 해석 방법에 대하여 소개하였다. 그 외에 제조업 분야의 빅데이터 적용 방안에 대한 연구(Nedelcu, 2013)와 PLM 과 빅데이터의 연관성 및 적용 분야에 대한 연구(Li et al., 2015)가 있고, Zhang et al. (2017)의 경우 제품의 청정 생산을

위한 PLM과 연계된 빅데이터 분석 아키텍처를 제안하였다.

조선해양산업과 연관된 연구를 살펴보면, 우선 해양 교통 데이터, 또는 운항 데이터를 이용하고자 하는 연구가 있다. 해양 교통 데이터를 이용한 선박에 작용하는 외력 평가에 대한 연구(Kim et al., 2013), 선박 운항 빅데이터를 처리하고 적용하는 방안에 대한 연구(Kim 2014), 이외에도 Ando(2014)에 의해서 운항 데이터를 이용한 선박 연비 절감 사례에 대한 연구가 진행되었다.

조선소에 빅데이터를 적용하기 위한 연구로는 선박 설계 자동화를 위한 빅데이터 적용 방안이 있다(Kim et al., 2013). 그 밖에도 Wang et al. (2015)는 노르웨이 조선 해양 산업의 사물 인터넷 기술 적용을 분석하고, 그에 따른 빅데이터 기술의 필요성을 강조하였다. Ham et al. (2016a, 2016b)은 조선소 빅데이터 활용을 위한 기계 학습 적용 방법과 조선소 의장품 조달 관리를 위한 빅데이터 기반 시뮬레이션에 대한 연구를 진행한 바 있으며, Lee et al. (2017)는 해양 구조물 배관재의 조달 리드 타임을 빅데이터 기술을 이용하여 분석하였다. Perera (2017)는 선박 성능 및 운항과 관련된 빅데이터 기반 시뮬레이션을 시행한 바 있다. 또한, Kim et al. (2017)은 빅데이터 기술을 이용한 적용 예의 하나로, FPSO(Floating, Production, Storage, and Offloading unit)의 중량 추산 방법을 제시하였다. 마지막으로 Lee (2017)는 선박의 건조 단계에 따른 빅데이터 기술을 적용할 수 있는 참조 모델(reference model)에 대하여 연구하였다. 특히 Lee (2017)는 빅데이터 기술을 적용할 수 있는 참조 모델 중에 하나로 자재량 예측을 제시하였는데, 본 논문에서는 이와 관련하여, 실제 해양 구조물의 배관 자재 데이터로부터 정확한 자재 소요량 분석을 위한 빅데이터 기반의 방법론을 제시하고자 한다.

Table 1 Summary of related works

Researches	Year	Detail	Keywords
Kim et al.	2013	Study of external force acting on ship using maritime traffic data	AIS, external force
Kim et al.	2013	Proposing big data application for ship design automation	Ship design automation
Nedelcu	2013	Methodology to apply big data technology into manufacturing	Manufacturing
Li et al.	2015	Relationship and application between big data and PLM	PLM
Ando	2014	A case study of ship fuel saving reduction using traffic data	Ship operation, fuel saving
Kim	2014	Processing maritime traffic data and application	Ship operation
Gandomi et al.	2015	Beyond the hype: Big data concepts, methods, and analytics	Big data
Wang et al.	2015	Big data and industrial internet of things for the maritime industry in Northwestern Norway	Maritime industry, IoT
Ham et al.	2016a	Study on application of machine learning for big data of shipyard	Shipyard, production
Ham et al.	2016b	Big data based simulation for procurement management of shipyard material	Shipyard, procurement
Kim et al.	2017	Big data platform based on Hadoop and application to weight estimation of FPSO topside	Offshore, big data
Lee	2017	A reference model for big data analysis in shipbuilding industry	Shipbuilding, big data
Perera	2017	Framework for processing big data related to ship performance and operation	Ship operation
Zhang et al.	2017	Big data analysis architecture in conjunction with PLM for clean production of products	Clean production, PLM

3. 배관 자재 구매 프로세스

해양 구조물의 배관 자재 구매 프로세스 중 실제로 발주를 진행하고 제작사와 연락을 취해 입고 시점을 관리하는 부분을 제외한 많은 부분이 배관 설계에서 이루어진다. 특히 물량을 산출하고 물량이 입고되어야 하는 적정 시점을 예측하는 중요한 부분이 배관 설계에서 이루어진다. 본 연구에서는 빅데이터 분석을 이용한 배관 자재의 소요량 예측을 위하여, 조선소에서 일반적으로 적용하고 있는 배관 자재 구매 및 사용과 관련한 프로세스를 분석하였다.

3.1 배관 자재 구매 프로세스 정의

해양 구조물 건조 과정에서 배관 자재 구매 프로세스는 Fig. 2에 나타낸 바와 같다. 해양 구조물 프로젝트는 ① FEED(Front-End Engineering and Design)로부터 시작한다. 초기 FEED 설계가 끝나면 조선소에서는 ② 하나의 해양 구조물에 대하여 건조 방법 및 기능에 따라 여러 개의 모듈로 분할한다. 모듈은 해양 구조물의 크기와 기능에 따라 다르지만 100여개 이상이 된다. Fig. 2에서는 간략한 설명을 위하여 3개의 모듈로 가정

하였다. ③ 다음으로 분할한 모듈에 대하여 건조 일정을 정의한다. 이 때 각 모듈은 동시에 건조가 진행될 수 있으며, 각 일정은 독립적일 수도 있고 종속적일 수도 있다. 그리고, ④ 각 모듈에 대하여 필요한 자재의 종류와 수량을 결정한다. 다음 단계로 ⑤ 각 모듈의 건조 일정에 따라서 필요한 자재의 수량을 정의한다. ⑥ 각 자재의 리드 타임(lead time)을 파악하고 그에 따라서 ⑦ 각 자재의 구매 시점을 정의한다. 그리고 마지막으로 ⑧ 동시에 여러 개의 해양 구조물 건조가 진행된다면, 전체 프로젝트 일정을 고려하여 구매 시점을 정의한다.

3.2 배관 자재 구매 프로세스의 문제점

현재 조선소의 구매 프로세스의 문제점은 다음과 같다.

(1) ④번 단계에서 각 모듈에 필요한 자재의 수량을 정의할 때, 손/망실, 잉여재 등의 고려가 되지 않고, 카드 도면으로부터 나온 물량에 설계자의 적당한 노하우에 따라 마진을 부여함으로써 정확하지 않은 수량이 정의된다. 따라서 작업이 진행되는 도중에 손/망실 등의 이유로 수량이 부족해지는 경우 설계자는 다시 수량을 추가로 주문해야 하는 경우가 발생한다.

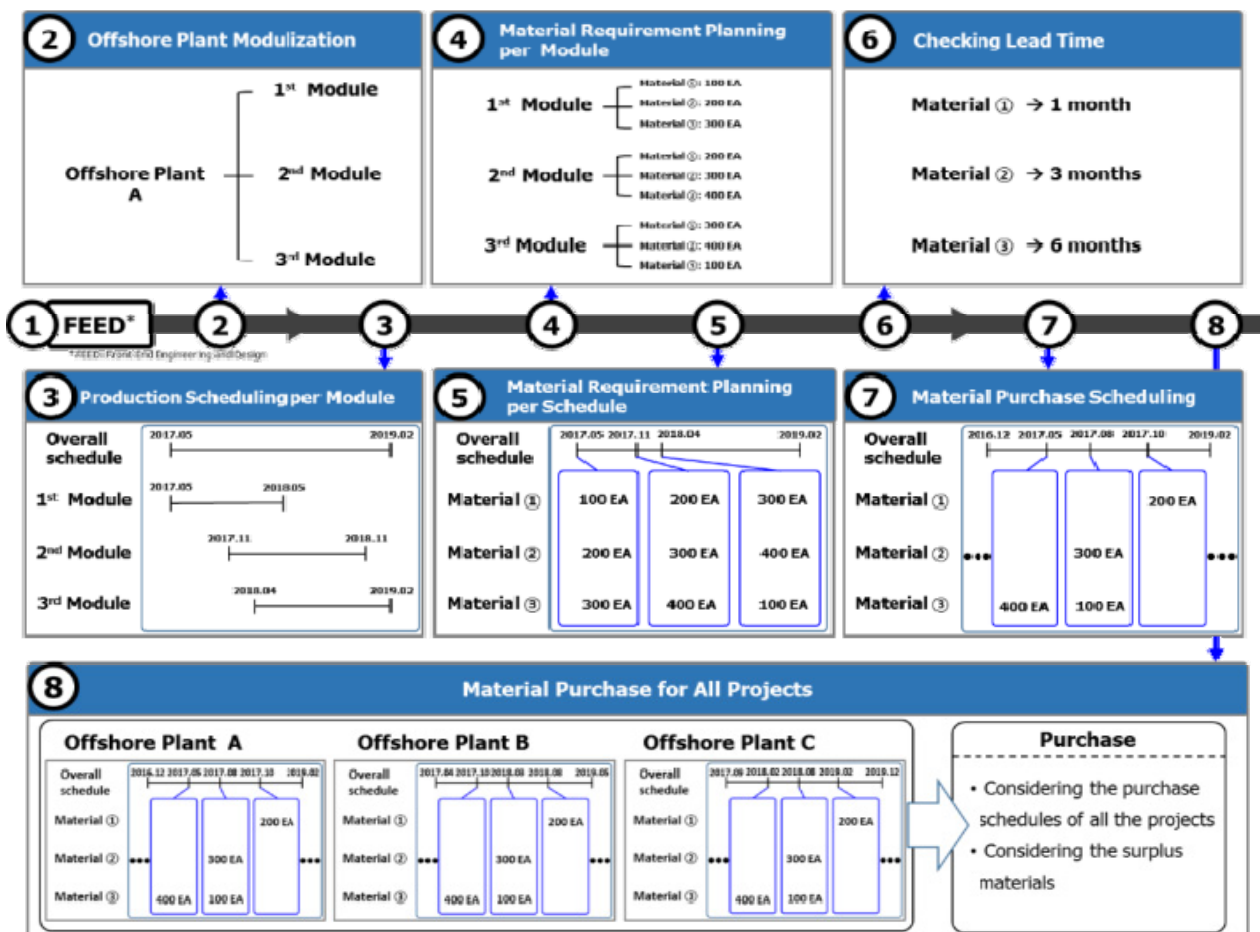


Fig.2 Process of material purchase for offshore structure

(2) ⑤번 단계에서 각 모듈에 필요한 자재 소요량을 정의할 때 작업 진행률을 고려하지 않고 전체 수량만을 고려하여 전체 물량을 한번에 주문한다. (1)의 문제점과 마찬가지로 잉여재 등이 명확히 확인되기 어려우며, 한 모듈에 사용될 전체 물량을 초기 건조 시작 시점에 전체를 한꺼번에 주문하므로 배관 자재의 적치 공간 부족 및 재고 파악이 어려운 문제가 발생한다.

(3) 3.1에서 설명한 배관 자재 구매 프로세스를 설계자가 직접 수작업으로 진행함으로써, 많은 시간이 소요되며, 설계자의 숙련도에 따라서 잘못된 구매 계획이나, 정확하지 않은 자재 수량 분석 등의 문제를 야기할 수 있다.

따라서 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 빅데이터 기반의 분석 방법을 통하여 기존의 배관 자재 소요를 분석하고, 설계자가 정확한 자재 소요 계획 및 구매를 진행할 수 있도록 하는 방법을 제시한다. 조선소에서 보유하고 있는 실적 프로젝트의 모든 자재와, 각 자재별 구매 계획을 고려하면, 그 데이터의 양이 방대하며, 종류가 다양하다고 할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 배관 자재 소요 데이터를 빅데이터로 정의하였다. 이와 관련하여 관련 연구 현황에서 언급한 바와 같이, Lee (2017)는 빅데이터 기술을 적용할 수 있는 참조 모델 중에 하나로 자재량 예측을 제시하였다.

4. 빅데이터 분석을 이용한 해양 구조물 배관 자재의 소요량 예측

4.1 빅데이터 프레임워크

본 연구에서 해양 구조물 배관 자재의 소요량 예측을 위하여 구축한 빅데이터 프레임워크 개념도를 Fig. 3에 나타냈다.

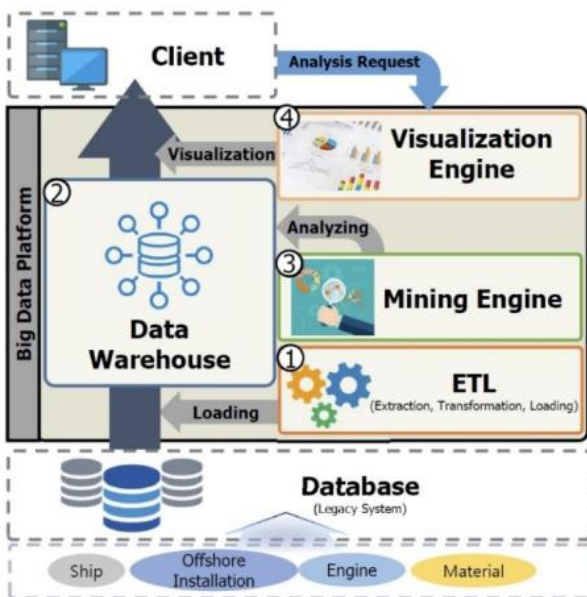


Fig. 3 Big data framework for shipbuilding and offshore industry

빅데이터 기반 분석을 실행하기 위해서는 빅데이터 기술을 기반으로 한 데이터베이스에 데이터가 저장되어 있어야 한다. 하지만, 이미 사용 중인 조선소의 데이터베이스를 빅데이터 기반 데이터베이스로 교체할 수 없어 직접 빅데이터 기반 분석을 실행할 수는 없다. 따라서 조선소에 바로 적용할 수 있도록 기존 데이터베이스에서 필요한 자료를 추출하여 별도로 구축한 빅데이터 프레임워크 상에 저장한 뒤에 빅데이터 기반 분석을 시행하는 방법을 사용하였다. 기존의 데이터베이스에 저장된 여러 가지 데이터로부터 ETL(Extraction, Transformation, Loading) 기술을 이용하여, 분석하고자 하는 데이터를 추출하여 빅데이터 플랫폼의 데이터베이스에 저장한다. 본 연구에서 구축한 빅데이터 플랫폼은 오픈 소스인 Hadoop을 기반으로 하였고, ETL을 이용하여 가져온 데이터는 Hadoop의 분산 저장 공간인 HDFS(Hadoop Distributed File System)에 자동으로 분산 저장된다. 이렇게 저장된 데이터로부터 원하는 결과를 도출하기 위하여 마이닝 기법을 적용하여 데이터를 처리한다. 마이닝 엔진은 분산처리 프레임워크인 Spark를 이용하였다. Spark는 모든 데이터의 운영을 메모리 내에서 실행하며, 데이터 셋을 한번에 처리하기 때문에 속도가 매우 빠르다는 장점이 있다. 본 연구에서는 조선소의 관계형 데이터베이스를 모사하여 MySQL에 배관 자재에 대한 정보를 저장하고, ETL기술을 이용하여 필요한 데이터를 추출하여 Hadoop 환경인 HDFS상에 저장하는 과정을 거쳤다. 그리고 Spark에서 제공하는 데이터 분석 기법을 이용하여 각 자재의 소요량 분석을 수행하였다.

4.2 빅데이터 분석을 위한 데이터 처리

빅데이터 분석을 위하여 빅데이터 프레임워크에 적용한 데이터와 그 처리 과정을 정리하면 Fig. 4와 같다.

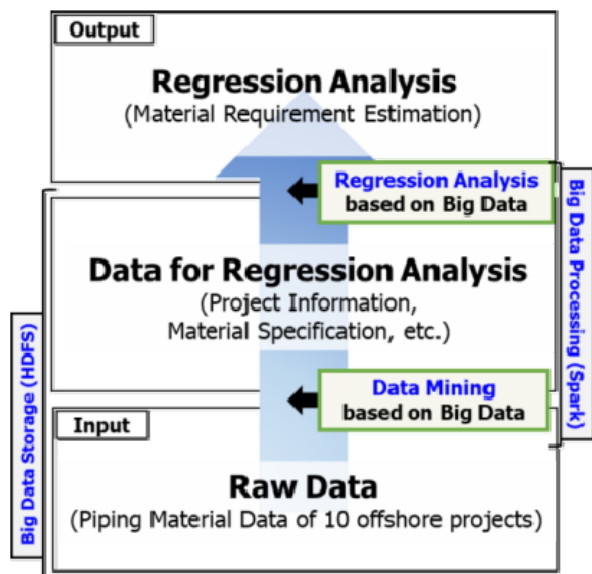


Fig. 4 Estimation process of piping material requirement using Big Data analysis

입력 데이터로 총 10척의 해양 구조물의 배관 자재 목록을 사용하였다. 배관 자재는 그 양이 많고, 소요 시점이 프로젝트 건조 기간 초/중기에 집중되는 구조 관련 자재와는 달리 비교적 프로젝트 전체적으로 골고루 분포되어 있어 분석하기에 적합하다고 판단하였다. 더불어 설계자 또는 사용자가 자재를 선정하여 해당 자재에 대해서만 소요량을 분석한다고 가정하고 대표적인 자재 중 일부인 파이프, 가스켓(gasket), 플랜지(flange), 엘보우(elbow)를 선정하여 분석을 시행하였다. Table 2는 선정된 자재와 그 사양을 간략히 정리한 것이다.

Table 2 Material and specification for analysis

Material	Material specification			
	Type	Size (inch)	Rating (lb)	Material
Pipe	Bevel end	2	150	A106, A333
Gasket	Ring	2	150	S31600
Flange	Flat face	2	150	A105
Elbow	90LR	2	150	A420

자재 소요량 예측을 위한 분석 방법으로는 회귀 분석을 선택하였다. 자재 소요량을 분석하고 추정하기 위해 자재 소요량에 영향을 주는 변수들을 선정해 보면, 해양 구조물 탑사이드 상부의 넓이, LWT(lightweight), 제품의 수명, 건조 기간, Oil 생산량, 블록 개수, 일정에 따른 해당 공정의 진행률, 그리고 각 자재의 총 사용량을 들 수 있다. 각각의 독립 변수는 제품 사양과 관련된 변수, 조선소의 건조에 대한 변수, 자재 관련 변수로 묶을 수 있다. 이를 정리하면 Table 3과 같다. 각 자재의 사용량은 진행 공정률을 기반으로 0%~100% 공정 진행률에 따른 사용량에 대하여 분석하였으며, 각 단계는 10%로 정의하였다.

Table 3 Independent variables for regression analysis

Items	Independent variables	
Variable related to specification of offshore structure	Area of topside	<i>Area</i>
	Light weight of topside	<i>LWT</i>
	Lifetime of offshore structure	<i>Lifetime</i>
	Oil production	<i>Production</i>
Variable related to construction	Time of building	<i>Building_Time</i>
	Number of blocks	<i>No_of_Block</i>
	Process rate	<i>Process</i>
Variable related to material	Total usage of each material	<i>Total_Usage</i>

자재 소요량을 변수들의 선형결합을 통해 표현할 수 있다고 가정하면 식 (1)과 같은 단순한 선형 회귀 분석식을 생성할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \text{MaterialRequirement} = & \quad (1) \\
 & x_0 \times \text{Area} + x_1 \times \text{LWT} + x_2 \times \text{Lifetime} + \\
 & x_3 \times \text{Production} + x_4 \times \text{Building_Time} + \\
 & x_5 \times \text{No_of_Block} + x_6 \times \text{Process} + \\
 & x_7 \times \text{Total_Usage} + x_8
 \end{aligned}$$

여기서 $x_i (i = 0, \dots, 8)$ 는 빅데이터 분석을 통해 계산할 계수값이다.

Spark는 회귀 분석이나 기계 학습 알고리즘을 비교적 간단히 수행할 수 있는 라이브러리를 제공하고 있다. 위 독립 변수를 해당 라이브러리 읽을 수 있도록 전처리를 하여 HDFS에 저장하여 읽은 후 라이브러리에서 제공하는 회귀 분석을 시행할 수 있다. Spark를 통해 회귀 분석을 실행하면 각 변수 별로 상관 분석과 선형결합을 통한 추정식 생성을 동시에 진행하며 그 결과로 상관 계수가 작아 자재 소요량에 영향이 없다고 판단되는 독립 변수의 계수는 결과가 0으로 나타나게 된다.

4.3 배관 자재 소요량 예측 결과 및 고찰

4.3.1 회귀 분석식

빅데이터 분석을 통하여 계산한 각 자재의 공정 진행률에 따른 회귀 분석의 결과로 각 독립 변수의 계수를 생성하였다. 공정을 0%~20% 단계와 90% 이후 단계는 배관 자재의 소요량이 없기 때문에 결과가 나타나지 않아 회귀 분석에서 제외하였다. 배관 자재에 대한 독립 변수의 계수 Table 4를 보면 해양 구조물 상부 넓이 및 무게와 자재 소요량이 크게 연관되지 않은 것으로 나타났다. 나머지 3개 자재 즉, 가스켓(Table 5), 플랜지(Table 6), 엘보우(Table 7)의 독립 변수의 계수를 확인해보면 해양 구조물 상부 넓이 및 무게와 자재 소요량은 전혀 연관이 없는 것으로 확인되었다. 총 소요량이 독립 변수에 포함되어 있기 때문에 간접적으로 총 소요량을 산출해낼 수 있게 해주는 상부 넓이 및 무게는 상관성이 낮기 때문에 나타난 결과로 보인다.

4.3.2 회귀 분석식을 이용한 자재 소요량 추정

본 연구에서 선형 회귀 분석을 통해 얻어진 자재 소요량 추정식에 실적 데이터를 대입해 비교해 봄으로써 얻어진 추정식의 정확도를 확인해보았다. Table 8은 3개의 실적 프로젝트에서 얻은 추정식의 독립 변수를 정리한 것이다.

배관 자재에 대하여 계산된 독립 변수를 각 시점별로 구해진 회귀 분석식에 대입하여 각 프로젝트의 자재 소요량을 추정할 수 있다. 각 자재별로 소요량이 다르기 때문에 이를 그래프로 표현하기 위해서 시점별 소요량을 총 소요량으로 나누어 비율을 구해 각 프로젝트 별로 Fig. 5~7과 같이 그래프로 표현하였다. 각 자재의 총 소요량과 각 시점별 소요량은 Table 9와 같다.

Table 4 Independent variables for pipe material

Independent variables		Schedule						
		30	40	50	60	70	80	90
Area	x_0	0.00	0.00	-0.01	-0.01	-0.01	0.00	0.00
LWT	x_1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Lifetime	x_2	0.00	4.61	2.46	0.50	1.65	2.33	1.44
Production	x_3	0.00	3.03	816.82	1430.91	179.05	-87.31	171.09
Building_Time	x_4	0.04	0.46	-29.12	-28.01	-19.47	-1.78	-6.84
No_of_Block	x_5	0.00	1.77	-2.74	2.48	-0.75	-3.65	-0.22
Process	x_6	0.00	2.87	32.80	43.36	18.12	23.90	-21.70
Total_Usage	x_7	0.01	0.07	0.21	0.27	0.22	0.12	0.02
Intercept	x_8	0.31	-389.17	-2574.33	-3937.27	-1441.27	-1821.05	2037.85

Table 5 Independent variables for gasket

Independent variables		Schedule						
		30	40	50	60	70	80	90
Area	x_0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
LWT	x_1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Lifetime	x_2	0.00	0.00	0.00	-0.28	-0.13	-0.37	-0.15
Production	x_3	0.42	0.00	-4.75	2.39	-1.80	31.93	91.86
Building_Time	x_4	0.00	0.00	0.00	2.85	0.63	4.43	4.69
No_of_Block	x_5	0.00	-0.01	0.11	0.04	0.12	0.21	-0.25
Process	x_6	0.00	-1.07	-0.24	0.62	-1.65	0.00	0.71
Total_Usage	x_7	0.01	0.03	0.03	0.06	0.14	0.21	0.14
Intercept	x_8	1.88	105.73	21.97	-49.36	158.73	31.62	-18.39

Table 6 Independent variables for flange

Independent variables		Schedule						
		30	40	50	60	70	80	90
Area	x_0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
LWT	x_1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Lifetime	x_2	0.00	-0.35	0.02	1.94	0.24	0.00	0.26
Production	x_3	-14.96	99.23	-43.47	-129.09	-70.66	70.91	0.00
Building_Time	x_4	1.83	-2.33	-5.88	4.82	12.38	0.00	0.00
No_of_Block	x_5	0.00	0.30	0.06	0.40	0.38	0.09	0.00
Process	x_6	0.05	0.09	0.30	-0.02	0.00	0.08	0.03
Total_Usage	x_7	0.00	0.08	0.11	0.15	0.11	0.05	0.01
Intercept	x_8	4.40	-14.35	45.31	38.52	66.34	22.03	1.31

Table 7 Independent variables for elbow

Independent variables		Schedule						
		30	40	50	60	70	80	90
Area	x_0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
LWT	x_1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Lifetime	x_2	0.00	0.00	0.00	-0.43	-0.34	-0.21	0.04
Production	x_3	0.00	16.05	37.41	92.18	25.98	-1.66	0.00
Building_Time	x_4	0.00	0.03	0.00	0.34	-0.95	0.00	0.00
No_of_Block	x_5	0.00	0.00	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00
Process	x_6	0.00	0.00	0.95	2.41	0.74	1.20	-0.43
Total_Usage	x_7	0.00	0.03	0.17	0.29	0.23	0.09	0.00
Intercept	x_8	1.81	7.51	-82.06	-193.27	-54.80	-98.07	36.88

Table 8 Independent variables for example projects

Independent variable		Project 1	Project 2	Project 3
Area of topside	Area	15,740.7	15,911.8	16,596.2
Light weight of topside	LWT	16,234	16,398	17,710
Lifetime of offshore structure	Lifetime	19	17	19
Oil production	Production	0.13	0.12	0.14
Time of building	Building_Time	2.8	2.8	2.4
Number of blocks	No_of_Block	94	113	108

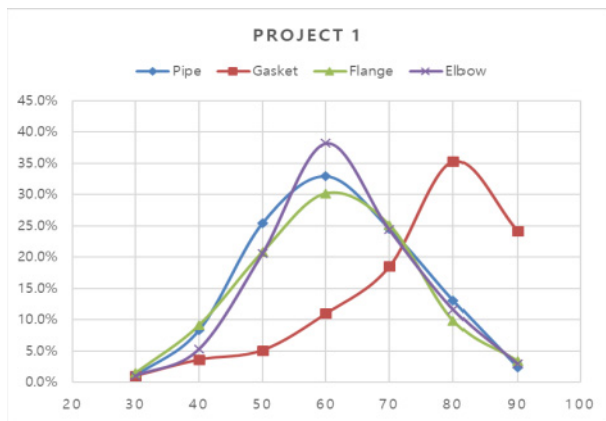


Fig. 5 Estimated requirement of the project 1

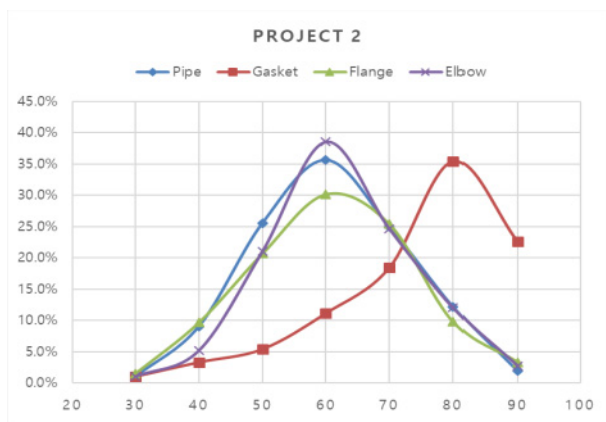


Fig. 6 Estimated requirement of the project 2

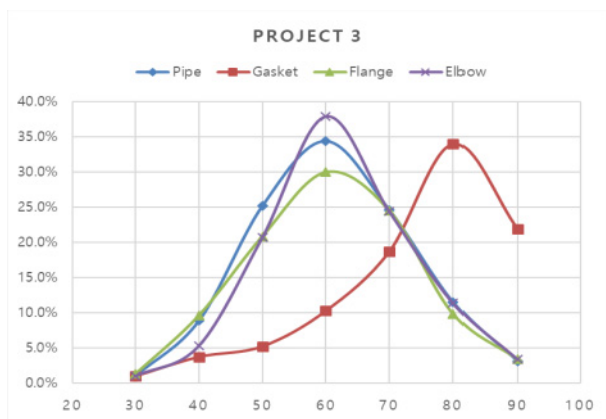


Fig. 7 Estimated requirement of the project 3

그래프를 보면 실제로 배관 자재의 소요량과 비슷한 추세를 보여준다는 것을 알 수 있다. 그래프에서는 배관 스펴(spool)을 제작하는 데 사용하는 배관, 플랜지, 엘보우 자재들은 그 소요 시점이 중간에 몰려 있으나, 배관 스펴을 제작하는 데는 사용하지 않으나, 제작된 배관 스펴을 각 위치에 설치하고 연결을 해줄 때 필요한 가스켓 자재는 소요 시점이 비교적 뒤에 형성되어 있다는 것을 확인할 수 있다.

그래프를 보면 실제로 배관 자재의 소요량과 비슷한 추세를 보여준다는 것을 알 수 있다. 그래프에서는 배관 스펴을 제작하는 데 사용하는 배관, 플랜지, 엘보우 자재들은 그 소요 시점이 중간에 몰려 있으나, 배관 스펴을 제작하는 데는 사용하지 않으나, 제작된 배관 스펴을 각 위치에 설치하고 연결을 해줄 때 필요한 가스켓 자재는 소요 시점이 비교적 뒤에 형성되어 있다는 것을 확인할 수 있다.

4.3.3 결과 고찰

회귀 분석을 이용한 소요량 추정은 실제 소요 실적과 비슷한 추세를 보여주고 있으나, 오차가 존재한다. 대개의 경우 추정한 소요량이 실적 소요량보다 크게 산출되었으며 전체 자재는 실적 소요량 대비 평균 10% 정도의 오차를 보여주고 있다. 프로젝트 1에서 산출된 결과 Fig. 8을 보면 60% 일정에서 파이프 자재의 오차율이 가장 크게 발생하였다. 프로젝트 2에서는 엘보우 자재의 오차율이 60% 구간에서 가장 크게 발생하였으며 Fig. 9, 프로젝트 3의 결과 Fig. 10에서는 가스켓에서의 오차율이 가장 컸다.

이와 같은 오차는 회귀 분석을 수행할 때 활용한 데이터의 종류 및 수와도 관련이 있다. 본 연구에서는 회귀 분석을 수행하기 위해서 10척의 실적 데이터를 활용하였다. 그리고 회귀 분석을 위해서는 다양한 독립 변수에 대한 고찰이 필요하다. 프로젝트에 대한 다양한 데이터를 갖고 있으면 여러 종류의 독립 변수를 설정하여 상관 분석을 실행하고, 적절한 독립 변수를 도출하여 회귀 분석을 실행함으로써 정확한 회귀 분석식을 만들 수 있다. 또한, 조선소에 누적된 데이터 중 설계에서 입력한 자재 소요 데이터나 현장에서 등록된 일별 실적을 모아 분석을 시행하면 훨씬 정확한 결과를 얻을 것으로 기대하며, 빅데이터로서의 효용성도 높아지리라 예상된다.

Table 9 Estimated requirement of material per schedule

	Material	Total usage	Estimated requirement per schedule						
			30	40	50	60	70	80	90
Project 1	Pipe (m)	5594	55.92	463.68	1,422.61	1,843.81	1,373.72	731.43	133.35
	Gasket (ea)	429	4	15	22	47	79	152	104
	Flange (ea)	899	13	82	187	271	226	88	31
	Elbow (ea)	343	3	18	71	131	84	40	10
Project 2	Pipe (m)	4679	46.84	422.85	1,195.04	1,667.06	1,166.58	568.96	88.04
	Gasket (ea)	457	4	15	25	51	84	162	103
	Flange (ea)	934	13	90	193	282	237	91	31
	Elbow (ea)	355	4	18	75	137	87	43	10
Project 3	Pipe (m)	4577	45.82	405.66	1,151.83	1,573.29	1,124.24	527.32	142.58
	Gasket (ea)	488	5	18	25	50	91	166	107
	Flange (ea)	943	12	91	197	283	231	93	32
	Elbow (ea)	333	3	18	69	126	81	38	11

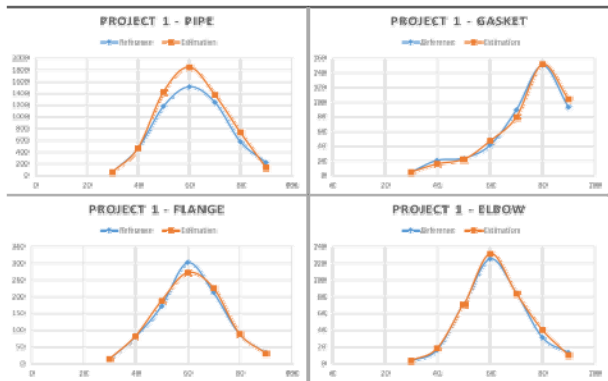


Fig. 8 Comparison of record and estimation for the project 1

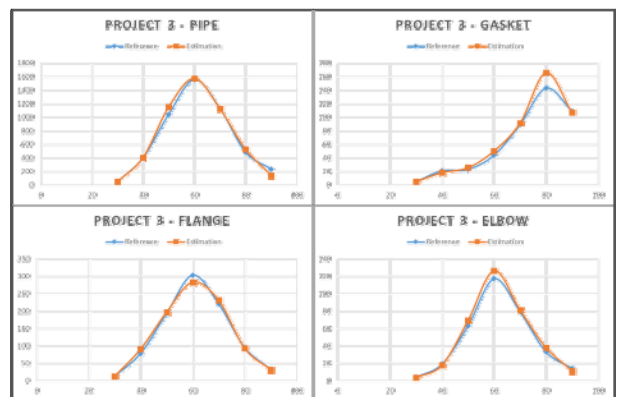


Fig. 10 Comparison of record and estimation for the project 3

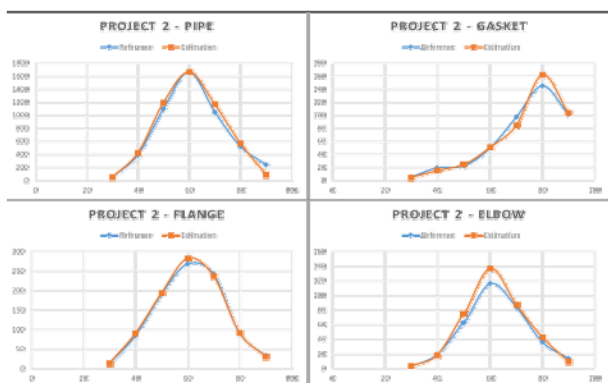


Fig. 9 Comparison of record and estimation for the project 2

5. 결론 및 향후 계획

본 연구에서는 빅데이터 기술을 이용한 조선해양 산업에의 응용 어플리케이션으로 해양 구조물 배관 자재의 소요량을 예측하는 방법을 제안하였다. 각 자재별로 공정 진행률에 따른 소요량

을 회귀 분석식을 이용하여 나타냈으며, 이 식을 이용하여 새로운 해양 구조물 프로젝트에 사용될 배관 자재의 양과 그 시점을 예측할 수 있다. 또한 실제 사용된 기존 프로젝트의 데이터를 기반으로 하기 때문에 설계자의 노하우에 의한 추정 소요량보다 정확하다고 할 수 있다. 회귀 분석의 정확도는 데이터의 규모에 따라서 결정될 수 있으므로, 실제 조선소에 축적된 많은 양의 데이터를 이용한다면 더욱 정확한 결과를 나타낼 것으로 기대한다. 본 연구의 결과를 이용한다면, 배관 설계자는 각 시점별 정확한 물량을 계산할 수 있고, 그에 따른 구매 시점을 정의할 수 있다. 특히 본 연구에서 제안하는 각 시점별 소요량과, 총 소요량을 바탕으로 Lee et al. (2017)이 제시하는 리드 타임을 고려한다면 배관 자재 물량의 정확한 주문 시점을 계산할 수 있다.

향후 연구로, 소요량 회귀 분석을 위해 사용한 선형 회귀 분석 방법 대신에 비선형 회귀 분석 방법을 적용하여 정확도를 높이는 연구를 진행할 예정이다

후기

본 연구는 (1) 2017년도 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로

로 정보통신산업진흥원의 지원 (S1106-16-1025, 빅데이터 기반의 조선산업용 설계 표준 PLM 플랫폼 개발), (2) BK21+ 해양플랜트창의인재양성사업단, (3) 서울대학교 해양시스템공학연구소, 그리고 (4) 서울대학교 해양플랜트특성화대학사업단의 지원으로 이루어진 연구 결과의 일부임을 밝히며, 이에 감사드립니다.

References

- Ando, H., 2014. Big data in ship operation and its application – Case study for fuel saving in ship operation. *Journal of the Marine Engineering Society in Japan*, 49(5), pp.660–665.
- Gandomi, A. & Haider, M., 2015. Beyond the hype: Big data concepts, methods and analytics. *International Journal of Information Management*, 35(2), pp.137–144.
- Ham, D.K., Lee, P. & Woo, J.H., 2016a. A study of method for machine learning application for using shipyard big data. *Proceedings of the Society of CAD/CAM Conference*, Pyongchang, Republic of Korea, 27–28 January 2016.
- Ham, D.K., Lee, P. & Woo, J.H., 2016b. A big data-based simulation study for procurement management of shipyard equipment. *Proceedings of Korean Society of Industrial Engineering*, Jeju, Republic of Korea, 13–15 April 2016.
- Kim, G.I., Jung, J.S. & Park, G.G., 2013. A study on the evaluation of external impact on ship by big data. *Korean Institute of Intelligent Systems*, 23(5), pp.379–384.
- Kim, Y.J., Park, J.K., Lee, J.H., Yang, H.Y. & Jung, M.A., 2013. A study on the bigdata technology and analysis technique for vessel design automation. *Proceedings of Symposium of the Korean Institute of Communications and Information Sciences*, Jeju, Republic of Korea, 19–21 June 2013.
- Kim, S.H., Roh, M.I., Kim, K.S. & Oh, M.J., 2017. Big data platform based on Hadoop and application to weight estimation of FPSO topside. *Journal of Advanced Research in Ocean Engineering*, 3(1), pp.32–40.
- Kim, U.K., 2014. Ship operation big data as fusion model of shipbuilding industry and ICT. *Journal of the Korean Society of Mechanical Engineers*, 54(12), pp.49–52.
- Lee, Y., 2017. *A reference model for big data analysis in shipbuilding industry*. Master's Thesis. Ulsan: Graduate School of Ulsan National Institute of Science and Technology.
- Lee, Y., Kim, J.H. & Woo, J.H., 2017. A Study on procurement lead time using big data analysis method and DES simulation for supply chain analysis of offshore piping. *Proceedings of the Korean Society of Mechanical Engineers*, Ulsan, Republic of Korea, 11–12 May 2017.
- Li, J., Tao, F., Cheng, Y. & Zhao, L., 2015. Big data in product lifecycle management. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 81(1–4), pp.667–684.
- Nedelcu, B., 2013. About big data and its challenges and benefits in manufacturing. *Database System Journal*, 5(3), pp.10–19.
- Perera, L.P., 2017. Handling big data in ship performance & navigation monitoring. Smart Ship Technology. London, UK, 24–25 January 2017.
- Wang, H. et al., 2015. Big data and industrial internet of things for the maritime industry in northwestern Norway. IEEE Region 10 Conference. Macau, Hong Kong, 1–4 November 2015.
- Zhang, Y., Ren, S., Liu, Y. & Si, S., 2017. A big data analytics architecture for cleaner manufacturing and maintenance processes of complex products. *Journal of Cleaner Production*, 142(2), pp.626–641.



오민재

노명일

박성우

김성훈