

케이슨식 안벽 항만시설의 성능저하패턴 연구

A Study on the Performance Degradation Pattern of Caisson-type Quay Wall Port Facilities

나용현¹ · 박미연^{2*} · 장신우³Yong Hyoun Na¹, Mi Yeon Park^{2*}, Shinwoo Jang³¹Chief Researcher, SH Tech & Policy Institute Co., Seongnam, Republic of Korea²PH.D, SH Tech & Policy Institute Co., Seongnam, Republic of Korea³Application Engineer, RaonX Solutions Inc., Seongnam, Republic of Korea

*Corresponding author: Mi yeon Park, momo6238@hanmail.net

ABSTRACT

Purpose: In the case of domestic port facilities, port structures that have been in use for a long time have many problems in terms of safety performance and functionality due to the enlargement of ships, increased frequency of use, and the effects of natural disasters due to climate change. A big data analysis method was studied to develop an approximate model that can predict the aging pattern of a port facility based on the maintenance history data of the port facility. **Method:** In this study, member-level maintenance history data for caisson-type quay walls were collected, defined as big data, and based on the data, a predictive approximation model was derived to estimate the aging pattern and deterioration of the facility at the project level. A state-based aging pattern prediction model generated through Gaussian process (GP) and linear interpolation (SLPT) techniques was proposed, and models suitable for big data utilization were compared and proposed through validation. **Result:** As a result of examining the suitability of the proposed method, the SLPT method has RMSE of 0.9215 and 0.0648, and the predictive model applied with the SLPT method is considered suitable. **Conclusion:** Through this study, it is expected that the study of predicting performance degradation of big data-based facilities will become an important system in decision-making regarding maintenance.

Keywords: Big Data, Gaussian Process, Linear Interpolation, Condition Evaluation, Revised Project Level, Influence Factor, Machine Learning

요약

연구목적: 국내 항만시설의 경우 사용년수가 오래된 항만구조물은 선박의 대형화 및 사용빈도 증가, 기후변화에 따른 자연재해의 영향 등으로 안전과 기능적 측면에서 상당히 많은 문제가 있다. 항만시설의 유지관리 이력 데이터를 기반으로 시설 노후화 패턴을 예측할 수 있는 근사모델 개발을 위하여 빅데이터 분석 방법을 연구하였다. **연구방법:** 본 연구에서는 케이슨식 안벽에 유지관리 데이터 수집하여 빅데이터를 바탕으로 시설물의 노후화 패턴 및 성능저하를 확인하기 위한 예측모델을 도출하였다. 가우시안 프로세스(GP)과 선형보간(SLPT) 기법을 통하여 생성된 상태기반 노후도 패턴 예측모델을 제안하고 유효성 검토를 통해 빅데이터 적용에 적합한 모델을 비교하고 제안하였다. **연구결과:** 제안된 기법을 검토한 결과 SLPT기법은 RMSE 및 0.9215와 0.0648로 SLPT기법의 예측모델이 보다 더 적합한 것으로 검토되었다. **결론:** 이러한 연구를 통해 빅데이터 기반 시설물 성능저하 예측 연구는 유지관리를 위한 의사결정에서 중요한 체계가 될 것으로 기대된다.

핵심용어: 빅데이터, 가우시안 프로세스, 선형보간, 상태평가, 영향인자, 머신러닝

Received | 3 February, 2022

Revised | 22 February, 2022

Accepted | 22 February, 2022

OPEN ACCESS



This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted noncommercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

© Society of Disaster Information All rights reserved.

서론

1980년 이후부터 늘어나고 있는 태풍과 기상이변, 자연재해 등으로 인하여 항만 시설물의 손상과 노후화가 급속도로 진행되고 있다. 이로 인한 안전성 및 사용성 확보와 성능유지를 위한 더 많은 노력과 체계 마련이 중요해지고 있다.

항만 시설의 경우 점차 선박이 대형화되면서 기구축된 시설에 대한 용량 문제 및 안정성에 대한 문제점이 부각되고 있으며 이와 관련해 정부에서는 항만 시설의 규모 및 성장 수준에 맞도록 관리자와 사용자의 수준을 반영하여 안전성 및 사용성, 내구성에 대한 성능평가를 시설물의 안정 및 유지관리에 관한 특별법(2018.01.01.)을 통해 관리하고 있다(Port Association, 2010). 국내 항만시설 들은 현재 주기적인 안전진단을 수행하고 있지만, 보수보강의 임관리가 잘되지 않는 실정이다.

시설물에 대하여 수집된 보수보강 이력과 성능저하 추세를 분석하여 내재된 위험을 예측하여 향후 유지관리를 위한 시스템 마련이 시급한 실정이다. Kim et al.(2012)은 시설물의 관리시스템 관점에 성능을 예측할 수 있는 열화모델에 대한 연구를 수행하였다. 정밀안전진단 결과를 바탕으로 DB를 구축하고 부재별 단변수 회귀분석을 통해 열화인자를 통한 모델을 제안하였다(Kim et al., 2012).

본 연구에서는 항만시설의 유지관리 이력 데이터를 기반으로 시설 노후화 패턴을 예측 할 수 있는 분석기술 개발을 위하여 빅데이터 분석 방법을 통해 상태변화를 빅데이터 기반 이력 데이터를 통해 분석하여 항만 시설물의 유지관리 의사결정을 지원하여 계획수립과 재원을 확보할 수 있는 기반 마련에 기여하고자 한다. 유지관리 이력 정보를 수집과 데이터화에 그치지 않고 다양한 시설정보를 기반으로 구조형식별로 내재된 노후화 패턴을 찾아내고 분석하여 성능저하패턴을 도출하는 연구를 수행 하였다.

본 연구에서는 빅데이터 분석을 수행하기 위하여 시설정보, 점검/진단 정보, 보수/보강 정보 등의 다양한 빅데이터를 기반으로 주요 인자간 상관관계를 파악하고 데이터의 패턴을 분석하여 노후화를 예측, 추정할 수 있는 분석기법을 적용하여 성능저하 추세와 패턴을 찾아내는 것에 초점을 두고 있다(Kim et al., 2012).

먼저 빅데이터 분석은 시설물에 대해 수집된 성능평가 이력 데이터를 파악하고, 성능등급에 영향을 주는 데이터들 간의 상관관계를 분석하는 것에 있다. 또한 수식화 되어 있지 않은 항목들을 변수화하여 주요 영향인자를파악하여 성능예측모델의 주요인자를 유추하게 된다(Song et al., 2013; Kim et al., 2021).

시설단위로 관리되는 기반 시설의 경우 노후화를 분석하기 위해 빅데이터를 통한 통계학적 분석 기법의 도입이 연구되어 왔으나 적용사례는 미비하다. 수집된 빅데이터를 기반으로 가우시안 프로세스(GP) 기법과 선형보간방법(SLPT: Splines with tension)을 사용하여 사용년수에 따른 시설물의 성능저하 추세를 분석하기 위한 모델개발을 수행하였다(Rasmussen, 2004).

케이슨식 항만시설 빅데이터 기반 성능저하확률 개발

빅데이터분석을 위한 주요 영향인자 선정

시설물의 성능저하확률이나 노후화 패턴 분석은 시설이 완공된 시점부터 현재까지 운영관리되면서 수집된 수많은 정보를 취합하고 데이터화하는 것이다. Fig. 1과 같이 해당 시설물의 기본정보뿐 아니라 시설에 대한 운영관리 상세정보 및 현황 정보, 유지보수를 통한 보수,보강 이력정보 등과 같이 시설의 상태를 추정할 수 있는 다양한 환경적 인자의 수집이 매우 중요하다.

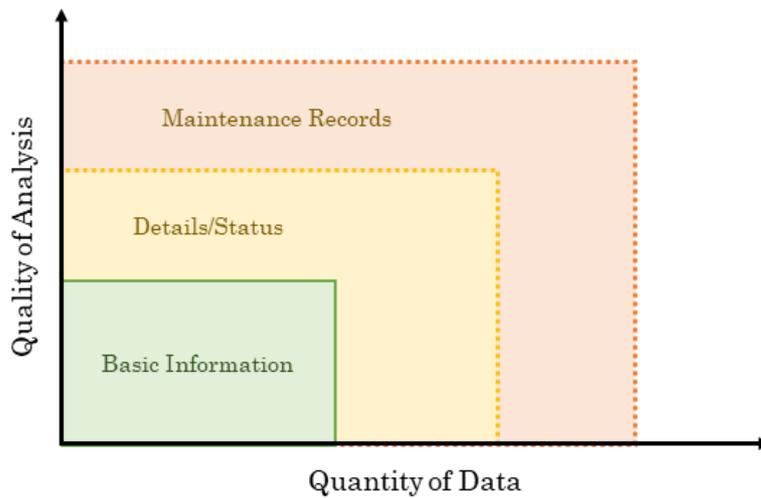


Fig. 1. Correlation between the amount of facility history information and big data analysis

안벽 시설에 대한 상태변화에 영향을 주는 인자들의 경우, 해역의 특성별로 같은 구조형식의 시설이더라도 안벽에 가해지는 파력과 선박 등을 통해 가해지는 외부하중이 다르기 때문에 성능 유지 수준이 다르게 나타나는 것으로 파악되고 있다.

본 연구에서는 해역, 구조형식, 주변환경 등의 주요 특성들을 수집 정리한 빅데이터를 통해 정기적으로 수행되고 있는 상태진단 결과를 바탕으로 사용수명에 따라 노후화 패턴을 분석할 수 있는 예측모델을 제안하였다. 즉, 빅데이터 기반 정보를 바탕으로 머신러닝 분석 기법을 통해 시설의 상태기반 노후화 예측 모델로 성능저하 수준을 추정함으로써 이력 데이터가 부족하거나 신설된 시설에 대해서도 성능저하 추세 파악을 수행하였다. 빅데이터를 활용한 상태기반 노후화 예측 모델에 활용된 주요인자들은 Fig. 2와 같다.

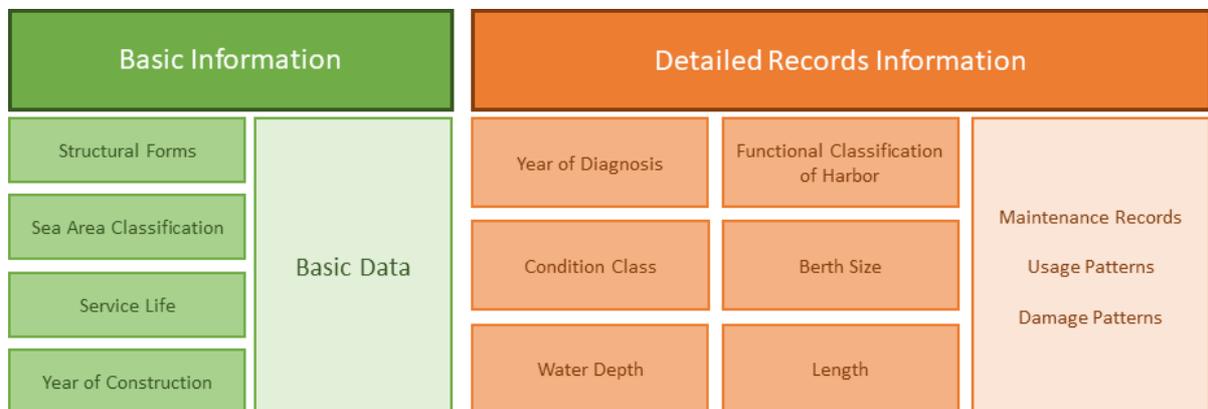


Fig. 2. Factors influencing big data analysis of quay facilities

위 그림과 같이 시설에 대한 기본정보와 상세 이력정보로 구분된다. 시설물의 성능변화 특성을 파악하기 위하여 주요인자를 도출하고 이를 바탕으로 빅데이터 기반 노후화 패턴 예측 모델을 개발하였다.

케이슨식 항만 시설물 대상선정 및 데이터 정규화

항만 시설물에 대하여 지속적인 유지관리 활동은 성능을 유지하는데 실효성을 가지다는 것을 주기적인 점검결과를 통해 성능개성과 장수명화에 기여하고 있는 것을 확인할 수 있다. 그러나 유지관리 활동을 통해 보수보강 실시 후 이로인한 성능 개선을 확인할 수 있는 진단 정보와 연계성을 확인하기는 어려운 실정이다. 본 연구에서는 수집된 국내 케이슨식 항만시설물의 정밀안전진단 결과 데이터를 바탕으로 노후화 패턴 예측모델 제안하고 검토함으로써 시설물의 성능저하확률을 사용년 수경과에 따른 변화추이를 분석하여 이를 바탕으로 보수보강 의사결정을 지원하는 기술로써 연구를 수행하였다.

상태평가 기반 노후도 패턴 및 성능저하 예측모델 검토

일반적으로 빅데이터 분석에 활용되는 머신러닝 기법은 항목별로 수치화된 데이터를 기반으로 기계학습에 사용되며 예측모델 생성과 테스트의 종류는 크게 3가지로 분류된다. 첫 번째로 시설에 대해 수치화된 데이터로 노후화 패턴을 분석하여 성능저하확률을 예측하기 위한 근사모델을 생성하는 학습데이터와 학습된 모델의 오차를 감소 시키기 위한 검토 데이터가 있으며 제안된 기법에 대한 성능저하예측모델 검증에 위한 테스트 데이터가 있다.

본연구에 제안된 분석 기법은 GP(Gaussian Process) 기법으로 성능예측모델을 생성하였으며 예측모델 오차범위를 줄이기 위한 선형보간방법(SPLT)을 적용하여 안벽타입의 케이슨식 시설을 대상으로 분석을 수행하였다.

가우시안 프로세스(GP:Gaussian Process)

GP 기법은 평균 함수와 분산 함수로 완전히 정의된 무한 차원 가우시안 분포 분석 이론으로 트레이닝 데이터를 샘플로 모델링 하여 근사값을 구성하는 유연한 비선형 비파라메트릭 기법이다. 근사치는 실험적으로 선택된 분산함수를 사용하여 고려되는 가우시안 프로세스의 분석 후 평균을 기반으로 하며 GP는 일반적으로 중소 표본의 크기의 경우 분석이 정확한 경향을 가진다.

GP를 사용하면 제공된 학습 데이터와 정확히 일치하는 근사치를 구성할 수 있으며 해당 기술은 고려된 가우시안 프로세스의 사후 공분산을 기반으로 정확도 추정을 제공한다(Belyaev et al., 2015).

$$GPf(X) = cov(f(X), f(X^1)) = k(X, X^1) \quad (1)$$

$$k(X, X^1) = E[(f(X) - m(X))(f(X^1) - m(X^1))] \quad (2)$$

학습 데이터가 (X, Y) 라고 가정할 때 GP $f(X)$ 는 다음과 같다.

$$Y_i = y(X_i) = f(X_i) + \varepsilon_i, i = 1, 2, \dots, |S|, \quad (3)$$

이와 같이 정의될 수 있으며 여기서 ε 의 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 가우시안 함수로 모델링 되는 방식이다. GP의 매개 변수는 적응형 정규화를 사용하는 알고리즘에 의해 최적화되어 근사화의 일반화 분석이 향상되며, GP기법은 학습 데이터량에 따라 2 차적으로 확장되는 기법이다(Tan et al., 2019). 본 연구에서 적용한 가우시안 프로세스의 특성은 다음과 같다. 가

우시안 프로세스는 입력 데이터 x_i 집합에 대한 출력 데이터 $f(x_i)$ 의 집합 $f(X)$ 로 표현할 수 있으며, 출력 데이터들은 가우시안 분포(Gaussian distribution)의 형태를 지닌다. 이러한 가우시안 프로세스는 식 (1)와 같이 평균 함수(mean function, $m(X)$)(식 (2))와 공분산 함수(covariance function, $k(X, X^1)$)로 정의할 수 있다. 공분산 함수 $k(X, X^1)$ 는 입력 데이터와 출력 데이터 간의 상관관계를 나타내며, 공분산 함수를 나타내기 위한 다양한 커널 함수들이 있다(Tan et al., 2019).

선형보간방법(SLPT:Splines with tension)

본 논문에서 제안한 가우시안 프로세스(GP) 기법으로 도출된 노후화 패턴 예측모델에 선형보간방법을 적용하여 예측모델의 오차를 최소화하는 방법을 사용하였다. 선형 스플라인 기반 보간방법은 근사모델의 인접 지점 사이의 가격에 대한 최적 가중치를 적용하는 비선형 알고리즘으로 각각의 간격과 관련된 기울기 계수를 사용하여 부분별 지수 함수 적용 측면에서 개발된 방법이다. 데이터와 일치하는 포인트 값과 1차 도함수를 공식화하여 보간하는 방법으로 주어진 도함수에 대해 데이터간의 간격에서 함수 값과 도함수에 대한 보다 일반적인 경계뿐만 아니라 선형과 곡선의 국부적인 속성을 충족시키는 최소 기울기 계수의 계산이 가능하다. 선형모델에서 $d_{in} = 1, d_{out} = 1, |S| = 15$ 개념을 적용하여 보간된 예측모델을 생성하여 테스트를 수행하였다.

빅데이터 방법론을 적용한 케이슨식 상태기반 노후화 예측 모델 테스트 및 결과

상태기반 노후도 패턴 예측 모델 테스트

케이슨식 항만시설 유지관리 데이터

케이슨식 항만시설의 유지관리 데이터는 정밀안전진단 보고서를 기반으로 수집한 유지관리 이력 데이터로 성능저하 예측모델을 생성하기 위한 데이터를 수집하였다. Table 1과 같이 시설에 대한 구조형식, 선석규모, 연장, 준공년도, 상태등급

Table 1. Condition data by member damage type of caisson port facilities

Sample No.	시설별	구조형식	해역	규모	연장	준공년도	수심	사용년수	상태등급		
									min	max	avg
#01	안벽	케이슨식	남해	40,000	400	2007	17	14	4.00	4.00	4.00
#02	안벽	케이슨식	남해	40,000	400	2007	17	14	4.00	5.00	4.75
#03	안벽	케이슨식	남해	40,000	400	2007	17	14	5.00	5.00	5.00
#04	안벽	케이슨식	남해	40,000	400	2007	17	14	4.00	4.00	4.00
#05	안벽	케이슨식	남해	12,000	1,100	2009	18	12	5.00	5.00	5.00
#06	안벽	케이슨식	남해	12,000	1,100	2009	18	12	5.00	5.00	5.00
#07	안벽	케이슨식	남해	12,000	1,100	2009	18	12	4.00	5.00	4.75
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
#224	안벽	케이슨식	남해	50,000	1,150	2009	17	12	5.00	5.00	5.00
#225	안벽	케이슨식	남해	50,000	1,150	2009	17	12	3.00	5.00	3.76
#226	안벽	케이슨식	남해	50,000	1,150	2009	17	12	4.00	5.00	4.60
#227	안벽	케이슨식	남해	20,000	470	2013	12.5	8	4.00	5.00	4.08
#228	안벽	케이슨식	남해	20,000	470	2013	12.5	8	4.00	5.00	4.67
#229	안벽	케이슨식	남해	20,000	470	2013	12.5	8	5.00	5.00	5.00
#230	안벽	케이슨식	남해	20,000	470	2013	12.5	8	4.00	5.00	4.08

등의 데이터를 수집하였다. 수집된 데이터의 분석을 위해 수치화 하였으며 성능저하 추세에 상반된 영향을 주는 인자를 범위에서 제외하였다. 본 분석에서 사용한 케이슨식 안벽의 총 데이터의 개수는 230여개를 활용하였다.

케이슨식 항만시설 성능저하 예측모델 생성

케이슨식 항만 시설물의 상태특성을 파악하기 위해 정밀안전진단 보고서를 활용하였으며, 수집한 안벽의 상태등급 데이터 이력기반의 빅데이터를 통해 본 논문에서는 GP 및 SLPT기법을 활용하여 예측모델을 각각 생성하였다. 항만시설물 중 안벽타입의 케이슨식 시설의 빅데이터를 바탕으로 생성된 예측모델은 Fig. 3과 Fig. 4와 같이 사용년수별 상태등급의 추세를 분석한 그래프를 도출 할 수 있었다.

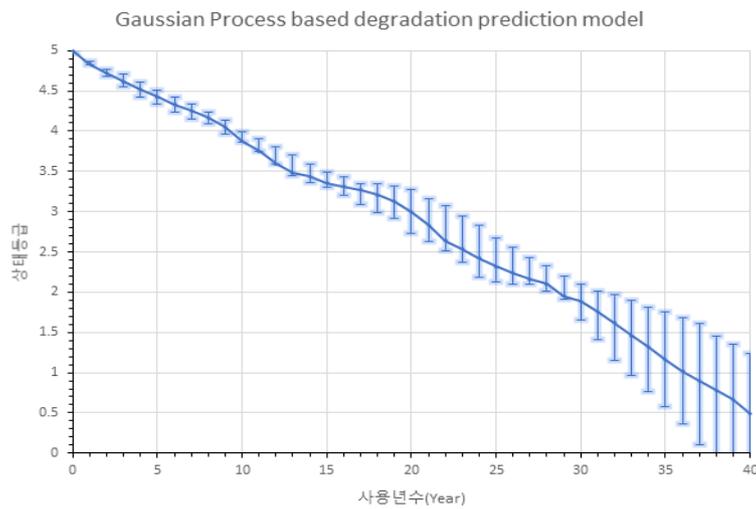


Fig. 3. Gaussian Process based prediction model

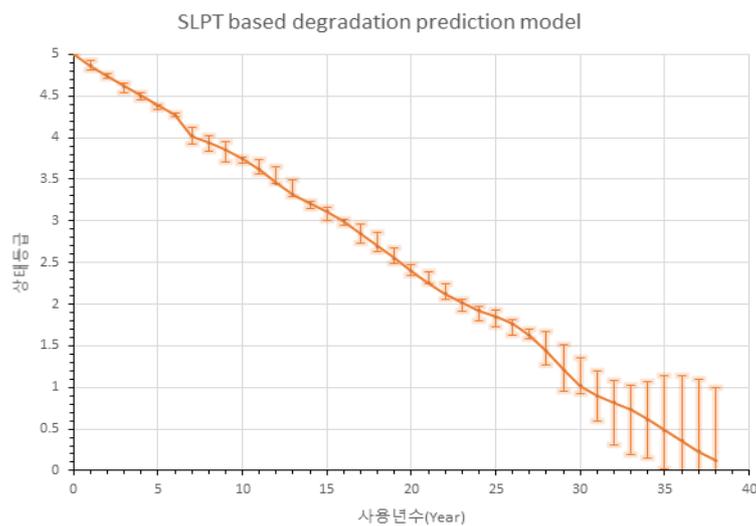


Fig. 4. SLPT based prediction model

정밀안전진단을 통해 평가된 시설의 상태등급 데이터를 기반으로 생성된 예측모델로써 본 논문에서 검토된 안벽타입의 케이슨식 시설과 동일한 시설에 대해 성능저하 추세를 검토하기 위한 방법으로 제안될 수 있다.

케이슨식 항만시설 성능저하예측모델 유효성 검증

케이슨식 항만시설 성능저하 예측모델 유효성 검증은 제안된 분석기법 중 보다 적합한 모델을 검토하기 위하여 다음 식 (4), (5)와 같이 평균제곱오차(RMSE)와 R^2 통계량(R^2 , 결정계수)를 바탕으로 적합성 검토를 통해 제안된 모델의 예측 정확성을 상호 비교하였다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \tag{4}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \tag{5}$$

여기에서, y_i 는 테스트 데이터의 사용년수별 상태등급, \hat{y}_i 는 근사모델에 의한 상태등급 예측값, \bar{y}_i 는 테스트 데이터의 평균을 의미한다. 본 논문에서 제안된 GP 및 SLPT 기법을 적용한 예측결과를 테스트 데이터로 비교하여 적합성 분석을 수행하였다.

Table 2. Prediction accuracy of techniques

Tech	Accuracy	RMSE	R^2
GP		0.7894	0.1970
SLPT		0.9215	0.0648

Table 2는 케이슨식 항만시설 성능저하 예측모델을 생성하기 위해 제안된 머신러닝 기법에 대한 적합성 검토 결과 SLPT 기법이 RMSE는 0.92, R^2 는 0.06의 GP기법으로 분석된 결과에서 보간된 모델이 적합한 것을 알 수 있다.

Acknowledgement

이 논문은 2021년 해양수산부 재원으로 해양수산과학기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(생애주기별 항만시설 통합 운영관리를 위한 BIM 기반기술 개발).

결론

본 연구는 케이슨식 항만시설의 구조형식별 유지관리 이력 정보를 기반으로 빅데이터 분석을 수행하였다. 시설정보를 기반으로 연구한 빅데이터 기반 성능저하 예측 분석은 성능저하에 영향을 주는 인자를 바탕으로 수집된 데이터가 많을수록 예측정확도가 좋은 추정모델을 제시한다. 본 연구에서는 취합 가능한 데이터를 기반으로 케이슨식 안벽시설에 대한 이력정보와 영향인자를 기반으로 성능저하 모델을 생성하고 추세 그래프를 도출하였다. 본 논문에서 제안한 가우시안 프로세스(GP) 기법으로 도출된 노후화 패턴 예측모델에 선형보간방법을 적용하여 예측모델의 오차를 최소화하는 방법을 사용하여 생성된 근사모델에 대하여 유효성 검증을 통해 적합한 예측모델을 제안하였다. 비교 검토 결과 SLPT기법은 RMSE 및 는 0.9215와 0.0648로 SLPT기법을 적용하였을 때 보다 적합한 성능예측 결과가 검토되었으며 이러한 연구를 통해 빅데이터 기반 시설물 성능저하 예측 연구는 유지관리를 위한 의사결정에서 중요한 체계가 될 것으로 기대된다.

References

- [1] Port Association (2010). Unit Model Development for LCC Analysis Program at Port Facility Design Stage, p. 40.
- [2] Kim, S.W., Cha, K.H., Kim, J.H., Park, M.Y., Kong, J.S. (2012). "Development of condition state model for open type wharf considering deterioration factors." Korean Society of Civil Engineers, Vol. 28, No. 3, pp. 2138-2141.
- [3] Kim, H.J., Ju, G.N., Yun, C.H. (2012). "Science big data processing technology trend." The Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 29, No. 11, pp. 11-23.
- [4] Song, M.G., Kim, S.B. (2013). "A study of improving reliability on prediction model by analyzing method big data." The Journal of Digital Policy & Management, Vol. 11, pp. 103-112.
- [5] Kim, D.H., Jo, B.W. (2021). "A study on the development of a fire site risk prediction model based on initial information using big data analysis." Journal of the Korea Society of Disaster Information, Vol. 17, No. 2, pp. 245-253.
- [6] Rasmussen, C.E. (2004). Gaussian Processes in Machine Learning. Advanced Lectures on Machine Learning, pp. 63-71.
- [7] Belyaev, M., Burnaev, E., Kapushev, Y. (2015). "Gaussian process regression for structured data sets." Lecture Notes in Artificial Intelligence, Proceedings of SLDS, Vol. 9047, pp. 106-115.
- [8] Tan, M.H.Y, Li, G. (2019). "Gaussian process modeling using the principle of superposition." Technometrics, Vol. 61, No. 2, pp. 202-218.