

머신러닝을 이용한 기관 출력 예측 방법에 관한 연구

김동현* · 한승재**† · 정봉규*** · 한승훈**** · 이상봉*****

* 한국조선해양기자재연구원 선임연구원, ** 부경대학교 실습선 가야호 주무관, *** 경상대학교 해양경찰시스템학과 교수, **** 경상대학교 기계시스템공학과 교수, ***** 램오투원 대표

A Machine Learning-Based Method to Predict Engine Power

Dong-Hyun KIM* · Seung-Jae HAN**† · Bong-Kyu JUNG*** · Seung-Hun Han**** · Sang-Bong LEE*****

* Senior researcher, Korea Marine Equipment Research Institute Busan Haeyangro 435, Korea

** Gayaho officer, Pukyong National University, Busan 48513, Korea

*** Professor, Department of Maritime Police & Production System, Gyeongsang National University, Tongyeong, 53064, Korea

**** Professor, Department of Mechanical System Engineering, Gyeongsang National University, Tongyeong, 53064, Korea

***** CEO, Lab021, Busan suyongro 312, Korea

요약 : 본 연구는 운항선의 운항 빅데이터를 활용하여 머신러닝 기법의 선박 마력 예측에 관한 것이다. 현재 신조선에는 ISO15016법을 이용하여 외부환경 요인에 대하여 수식을 통해 저항을 예측하나 관련 계산식이 복잡하고 요구하는 입력변수들이 많아 운항하는 실선 적용에 많은 시간과 비용이 필요하다. 본 연구에서는 최근 예측, 인식 등에서 우수한 성능을 보이는 SVM(Support Vector Machine) 알고리즘을 이용하여 우수한 성능의 선박 출력 예측이 가능한 모델을 제안한다. 제안 예측 모델은 실선 운항 빅데이터만 확보된다면 ISO15016법 대비 우수한 성능의 예측이 가능한 장점이 있다. 본 연구에서는 178K 벌크캐리어의 운항 DATA를 활용하여 ISO15016 기법과 본 연구에서 제안하는 SVM 알고리즘 기반의 마력해석법을 비교하여 ISO15016의 단점인 선박 모델 데이터 준비 부분을 줄이고 부정확한 마력 예측 성능을 개선하였다.

핵심용어 : 선박, 저항, 예측, SVM, ISO15016

Abstract : This study is about ship horsepower prediction of machine learning method using the big data of ship. Currently, new ships use the ISO15016 method to predict external environmental resistance through mathematical equations but due to complicated equations and requires many input variables so it is less applicable to be used in ship. In this recent research, we propose a model capable of predicting ship performance with high performance using SVM (Support Vector Machine) algorithm which shows excellent performance in recent prediction and recognition. The proposed predictive model has the advantage of being able to predict better performance than ISO15016 only if secured big data is used. In this study, we compared the ISO15016 technique and the SVM algorithm-based horsepower analysis method using the 178K bulk carrier's voyage data to reduce ship model data preparation, which is a disadvantage of ISO15016, and improve inaccurate horsepower prediction performance.

Key Words : Ship, Resistance, Prediction, SVM, ISO15016

1. 서론

최근 해운 운임의 폭락과 환경 규제에 인하여 선박 연비 관리는 해운사의 중요한 경쟁력이 되었다. 경쟁력 있는 선박 연비 관리를 위해서는 선박의 다양한 운항 조건과 환경 조건에서 기관 출력을 정확히 예측하는 것이 중요하다. 현

재 ISO15016 시운전해석법을 통해 기관 추진 출력을 추정할 수 있으나 예측 결과에 오차가 많으며 계산에 필요한 입력 값이 많아 실선 선박에 적용이 어렵다. 본 연구에서는 실제 운항 시 쉽게 얻을 수 있는 운항데이터를 기반으로 SVM(Support Vector Machine) 알고리즘을 이용하여 선박의 다양한 운항 조건과 환경 조건에서 기존 ISO15016 대비 정확한 기관 출력 예측이 가능한 모델을 제시하고자 한다.

SVM은 영상인식, 문자인식, 날씨예측, 주가예측, 고장예측 등 많은 분야에서 SVM 적용의 다양한 사례를 볼 수 있

* First Author : kdh9942@komeri.re.kr, 051-400-5142

† Corresponding Author : sjhan1068@hanmail.net, 051-647-8583

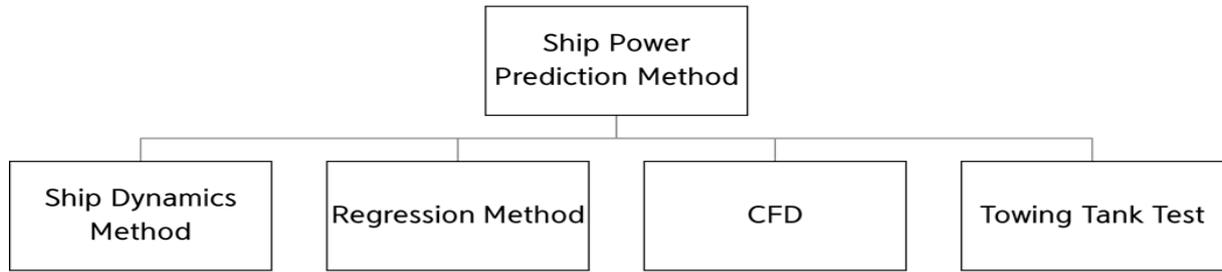


Fig. 1. Ship resistance prediction methods.

다. 그리고 해양 분야 적용 사례를 들어보면, 해양사고를 사전에 감지하고 위한 선박의 항로 예측에 SVM이 이용되고 있다(Yoo and Jung, 2017). 또한 사람 대신 기계가 특정 선박을 식별하는 알고리즘에 대한 SVM이 사용되고 있다(Pan et al., 2015). 또한 디지털 선박의 효율적인 데이터 처리를 하기 위하여 SVM을 이용한 사례가 있다(Song et al., 2011). 본 연구에서는 실제 운항선의 운항 빅 데이터를 활용하여 머신러닝 기법에 의한 선박 출력예측과 벌크캐리어의 운항데이터를 활용하여 ISO15016기법과 SVM 알고리즘 기반의 출력해석법을 비교하여 외부환경요인에 대한 출력변화를 빠르고 정확하게 추정하는 모델을 제시하고자 한다.

2. 선박 출력 예측 방법

2.1 기존 기관 출력 예측 방법

선박의 마력예측은 바람, 파도, 선체오션 등 정확히 예측하기 어려운 입력변수에 대한 해석이 필요하기 때문에 공학적으로 상당히 어려운 문제로 분류 될 수 있다. 하지만 정확한 선박저항 추정은 선박을 관리하고, 선박을 설계함에 있어 핵심요소이므로 과거부터 다양한 방법이 제안되고 있다. Fig. 1에서 보는 바와 같이 선박운동 기반 추정 방식, 회귀방식 기반 추정 방식, 전산유체(CFD) 기반의 추정 방식, 수조테스트방식으로 구분 될 수 있다.

2.2 표준 선박 기관 출력 예측 방법

추진에 필요한 마력은 선박의 저항에 증감에 따라 변하는데 선박 저항은 선박의 속도, 배수량, 선체 상태, 해상날씨에 많은 영향을 받는다. 선박 저항은 크게 세가지 그룹으로 나눌 수 있다. 그리고 주요 저항에 영향을 미치는 세부저항은 다음 식과 같다.

$$R_{\text{총저항}} = R_{\text{마찰저항}} + R_{\text{잔류저항}} + R_{\text{바람저항}} \quad (1)$$

$$R_{\text{마찰저항}} = R_{\text{HULL}} + R_{\text{FOULING}} + R_{\text{DRAFT}} \quad (2)$$

상기 세부 저항의 합으로 구해진 식(1)의 $R_{\text{총저항}}$ 은 아래식에 의해 유효마력으로 계산된다.

$$\text{유효마력}(EHP) = \text{선박 속도} \times R_{\text{총저항}} \quad (3)$$

유효마력은 축계, 프로펠러, 엔진의 기계적 효율에 따라 도시마력을 통해 선박의 에너지 소모량을 추정할 수 있다.

2.3 Holtrop & Mennen 방법

선박 설계자 사이에 널리 사용되는 해석법으로 축적된 모형실험의 데이터와 초기 설계 단계에서 최소 요구 마력을 결정하기 위해 얻어지는 데이터를 이용해 저항을 추정한다. 이 방법은 통해 얻어지는 저항은 모형실험이나 다른 정밀한 수치 해석을 통해 얻어지는 결과보다 정확도가 낮을 수 있지만 정밀한 수치 해석 방법에서 요구되는 적용이나 연산의 난이도는 낮은 특징이 있다(Holtrop and Mennen, 1982).

2.4 전산유체(CFD)에 의한 추정법

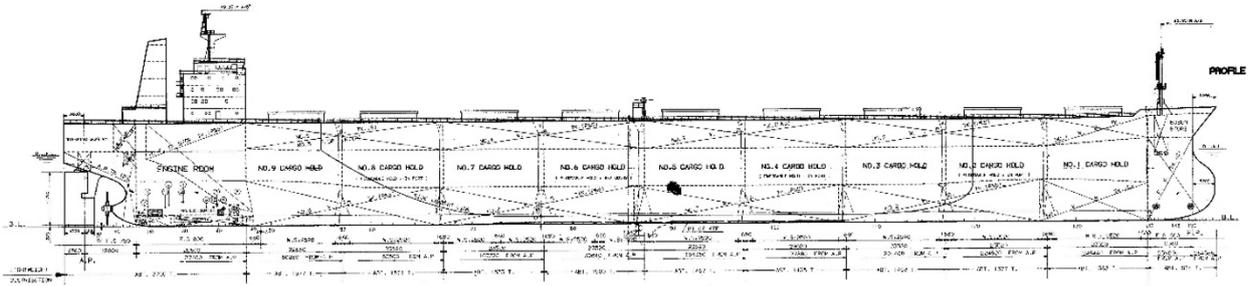
유체의 물리적 움직임을 수학적식으로 표현한 방정식을 컴퓨터로 계산함으로써 선박의 성능, 저항을 추정하는 방식이다. 선형의 수정과 설계된 선형에 대한 유체성능 확인 과정은 일반 상선의 선형설계 단계에서 빈번히 이루어지는 작업이므로, 최근 유체성능 검증 과정에서 시간과 비용의 측면에서 모형시험의 횟수를 줄이는 대안으로 CFD(Computational Fluid Dynamic)을 활발히 활용하고 있다(Kim et al., 2011). 국내 한국해양연구원 해양시스템안전연구소에서 개발한 WAVIS, 국외 STAR CCM+, SHIPFLOW가 대표적인 CFD이다.

3. 선박 실운항 데이터 취득 및 전처리

3.1 적용선박 개요

본 연구에서 모델 적용과 실선검증을 위한 데이터 수집은 Fig. 2의 제원을 가진, 철광석 단일 화물을 적재하는 20만톤급 벌크 선박이다. 이 선박은 한국-미국항로, 한국-호주항로

머신러닝을 이용한 기관 출력 예측 방법에 관한 연구



LOA	LBP	BREADTH	DEPTH	DESIGN DRAFT	DEAD WEIGHT
269.36M	259.00M	43.00M	23.80M	17.3M	152.517Ton

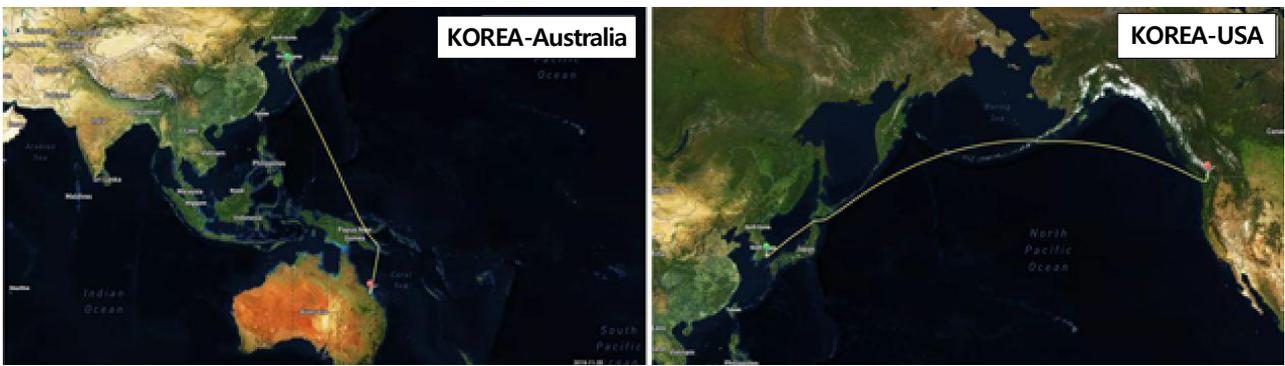


Fig. 2. Particular ship & routes of bulk carrier.

는 정기적으로 운항하는 선박이다. 단일화물과 정기항로는 일관된 데이터 수집으로 데이터 분석에 용이한 이점이 있다. 데이터는 Fig. 3의 개요도와 같이 선박 운항데이터와 기관운전 데이터 수집을 위해 해당 선박의 VDR(Voyage Data Recorder)과 주요기관 장비로부터 데이터를 수집하고 실시간으로 육상으로 전송하는 절차를 거쳤다.

선박 추진 마력에 해상 상태가 미치는 영향은 절대적이다. 대부분 선박에서는 풍속, 풍향, 수온 정보는 수집하나 그 외 파도, 조류, 기온에 대한 정보를 수집하지 않아 미국 국대기해양청 기상 정보를 활용하였다. 온도, 기온, 대기압력 등의 기상 정보의 정확도는 선박의 센서를 대신하여 사용할 수 있다는 연구 결과를 분석하고 있다(Bos, 2018).

본 연구에서 기상 정보의 대략적인 정확도를 파악하기 위해 Fig. 4와 같이 수집된 센서 정보의 수온과 기상 정보(Now-Cast)의 수온 정보를 비교하여 보았을 때 센서 정보와 오차율은 5%내 이내이고 이 오차율이 최종 성능 분석에 미치는 영향은 1%로 이내로 허용치 이내로 확인된다.

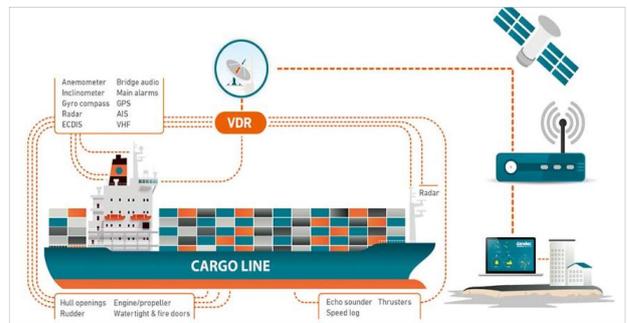


Fig. 3. Data of acquisition of ship.

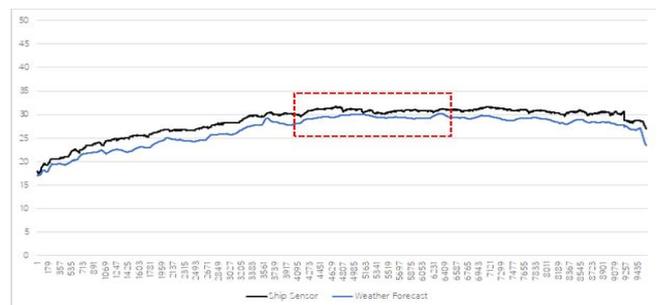


Fig. 4. Error data of sea water temperature.

3.2 모델 구축을 위한 운항데이터

선박의 마력추정을 위해 선박 마력변화에 영향을 주는 주요 운항데이터를 Table 1과 같이 SVM의 입력변수로, 축마력을 출력변수로 하는 학습모델을 만든다. 선박 저항에 영향을 주는 많은 요인들이 있지만 너무 많은 입력데이터는 각 데이터 간의 중복된 정보와 상관성에 의해 예측 모델의 노이즈 발생의 원인이 되므로 최소한의 입력데이터를 선택하는 것이 유리하다.

모델 구축에 사용된 데이터는 Fig. 5와 같이 선박데이터 수집 장치로 전송된 10초 간격 데이터를 테이블 형식으로 변환된 데이터를 사용하였다.

Table 1. Parameter of input and output variable

Input Variable	Description
Earth Speed	The Speed of the Vessel is Measured in DGPS (knot)
Draft	The Draft of the Ship Changes With the Amount of Cargo
R.P.M	Revolution Per Minutes
Depth of Water	Depth Below the Vessel, Measured in Depth Log (m)
Tidal	Difference Between the Land Speed and the Log Speed (m/s)
Wave Height	Measure the Ship's Heave Using the Accelerometer (m)
Wind direction and Speed	Wind Direction and Wind Speed Around the Ship (m/s)
Out variable	Description
Shaft horse power	Measured by shaft horsepower in the engine room



Fig. 5. Installed of data acquisition.

3.3 데이터 전처리

수집데이터는 10초 간격으로 선박의 항해, 정박 시 모든 데이터로 이루어져 있어 정확한 모델생성을 위해 데이터 전처리가 필요하다. Fig. 6과 같이 정박데이터는 선박추진과 영

향에 영향이 없으므로 제외하고, 잦은 침로와 R.P.M 변경이 일어나는 항내 데이터도 모델에서 제외하였다. 그리고 항천 항해 및 이상치 데이터를 제외함으로 신뢰성있는 입력변수 Data Set을 구성하였다.

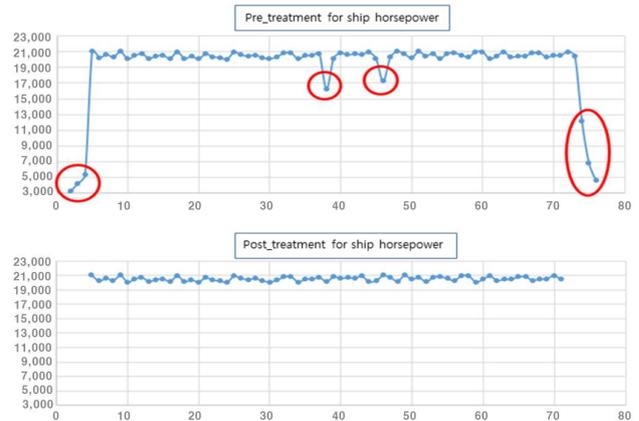


Fig. 6. Treatment data of ship horsepower.

4. SVM에 의한 선박 출력 예측 방법

4.1 SVM 개요

SVM(Support Vector Machine)은 주어진 자료에 대해서 자료를 분리하는 초평면 중에서, 자료들과 가장 거리가 먼 초평면을 찾는 방법은 식(4)와 같다.

$$D = \{X_i, C_i | X_i \in R^P, C_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^n \quad (4)$$

C_i 는 1이나 -1의 값을 갖는 변수로 X_i 가 속한 클래스를 의미하며 X_i 는 P차원 실수벡터이다.

신경망을 포함하여 다른 많은 학습 알고리즘들은 이러한 학습데이터가 주어졌을 때 Fig. 7과 같이 $C_i=1$ 인 점들과 $C_i=-1$ 인 점들을 분리하는 초평면을 찾아내는 것이 공통의 목표인데, SVM이 다른 알고리즘과 차별화되는 특징은 단지 점들을 분리하는 초평면을 찾는 것으로 끝나는 것이 아니라, 점들을 분리할 수 있는 수많은 후보평면들 가운데 마진이 최대가 되는 초평면을 찾는다는 것이다. 여기서 마진이란 초평면으로부터 각 점들에 이르는 거리의 최소값을 말하는데, 이 마진을 최대로 하면서 점들을 두 클래스로 분류하려면, 결국 클래스 1에 속하는 점들과의 거리 중 최소값과 클래스 -1에 속하는 점들과의 거리 중 최소값이 같도록 초평면이 위치해야 하며, 이러한 초평면을 최대-마진 초평면이라고 한다. 결론적으로 SVM은 두 클래스에 속해있는 점들을

분류하는 수많은 초평면들 중, 최대한 두 클래스의 점들과 거리를 유지하는 것을 찾아냄으로 낮은 오류와 높은 일반화를 만족한다. 그리고 SVM은 단순히 선형 분류 뿐 아니라 커널기법을 이용하여 다차원으로 데이터를 맵핑(Mapping)함으로써 비선형 문제를 해결할 수 있으므로 현실에서 발생하는 다양한 문제에 적용할 수 있는 장점이 있다.

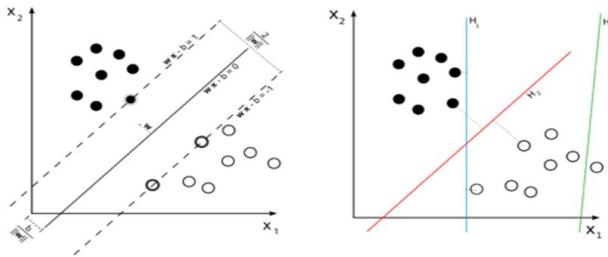


Fig. 7. Maximum of margin classification with SVM.

4.2 데이터 축소처리

SVM를 수행하기 전에 각 자료는 적절하게 Scaling을 수행한다. 자료의 크기변환은 결과에 정확성에 많은 영향을 미치게 되는데 Scaling의 장점은 수치적으로 작은 범위를 갖는 변수에 비해 큰 범위를 갖는 변수가 중요한 특성으로 선택되는 것을 피하는데 있다. 또한 계산상의 어려움도 피할 수 있다. Kernel value는 대부분 Feature vector의 내적에 의존하는, 수치가 큰 경우 계산상의 문제를 유발할 수 있다. 따라서 [-1, +1] 또는 [0, 1]의 범위로 Scaling하는 것을 권장한다 (Hsu et al., 2003).

4.3 RBF 커널 선정

SVM는 커널함수를 이용하여 선형분류로 나눌 수 없는 자료를 고차원 공간으로 투영함으로 비선형 분류가 가능하다.

Linear kernel, Polynomial kernel, RBF kernel들이 주로 사용되는 커널이며, 각 커널에는 최적화를 도와주는 파라미터 값들이 존재한다. 일반적으로 SVM에서는 RBF는 우선적으로 고려하는데 최적화에 필요한 파라미터가 적으나 다른 커널에 유사한 성과를 얻을 수 있어 모델 생성과 계산상 어려움이 거의 없다. 본 연구에서도 RBF kernel을 사용하여 연산하였다(Hsu et al., 2003).

4.4 교차검증을 통한 최적 파라미터 선정

RBF kernel에는 C, r 두가지 파라미터가 있다. 주어진 문제에 대한 최적 C, r 파라미터를 정해져 있기 않기 때문에 각 문제마다 최적의 파라미터를 구해야 된다. 본 연구에서는 이러한 최적 파라미터를 구하기 위해 교차검증법을 이용하

도록 한다. Cross-validation은 우선 Training data set을 동일한 n개의 Subset을 나눈다. 그리고 순차적으로 하나의 Subset을 나머지 n-1개 Subset으로 학습한 모델로 테스트한다. 이 과정을 통해 일반적으로 가장 나은 결과를 나타내는 파라미터를 찾을 수 있다. 본 연구에서는 상기의 방법을 통해 C=4950, r=0.6, Epsilon=1.0 파라미터를 제안한다.

5. SVM에 의한 선박 출력 예측 결과 및 고찰

5.1 예측 모델 생성과 검증

본 연구에서는 Table 2와 같이 데이터 사용하여 학습모델을 구축하고 실측데이터와 비교함으로 오차율을 검증하였다. 오차율 검증에는 예측값과 실측값의 표준 편차값(RMS)을 사용하여 오차율로 나타내었다. 데이터는 해당 기간의 데이터를 무작위로 섞어서 해당 데이터에 해당하는 마력을 잘 예측하는지 검증하였다.

Table 2. Result of model prediction for SVM

Training data period	2016.01.01. ~ 2016.05.31.
Test data period	2016.06.01. ~ 2016.08.01.
Kernel	RBF kernel
Parameter	C=4950, r=0.6, epsilon=1.0
R2	89.78 %
RMS	54 kW

Fig. 8은 보는 바와 같이 상단의 그래프의 붉은선(Red Line)은 실제 2016.06.01.~2016.08.01. 사이의 운항데이터를 나타내고 파란선(Blue Line)은 해당 데이터에 해당하는 마력을 예측한 값을 표시하고 있다.

두 그래프가 비슷한 값을 보여주고 있어 예측 성능이 높을 것을 알 수 있다. Fig. 8에서와 같이 하단 왼쪽의 그림은 운항데이터의 날씨 영향을 0으로 하였을 때 선박의 마력을 예측한 그래프로 통상 선박의 성능을 나타낼 때 사용하는 Speed-Power 곡선으로 표시하였다. 붉은 색 점이 실제 운항 데이터이며, 파란색이 예측 모델로 보정된 데이터로 통상적인 Speed-Power 그래프 형태를 반영하는 것을 알 수 있다. 다만 18노트 이상에서는 예측율이 급격하게 떨어지는데 이는 해당 속도에 해당하는 학습데이터가 없어 예측 성능이 떨어지는 것으로 사료된다. Fig. 8에서 보이는 바와 같이 하단 오른쪽 그림은 붉은색은 실 운항데이터, 파란색은 예측데이터로 예측데이터가 운항데이터와 일치함을 알 수 있다.

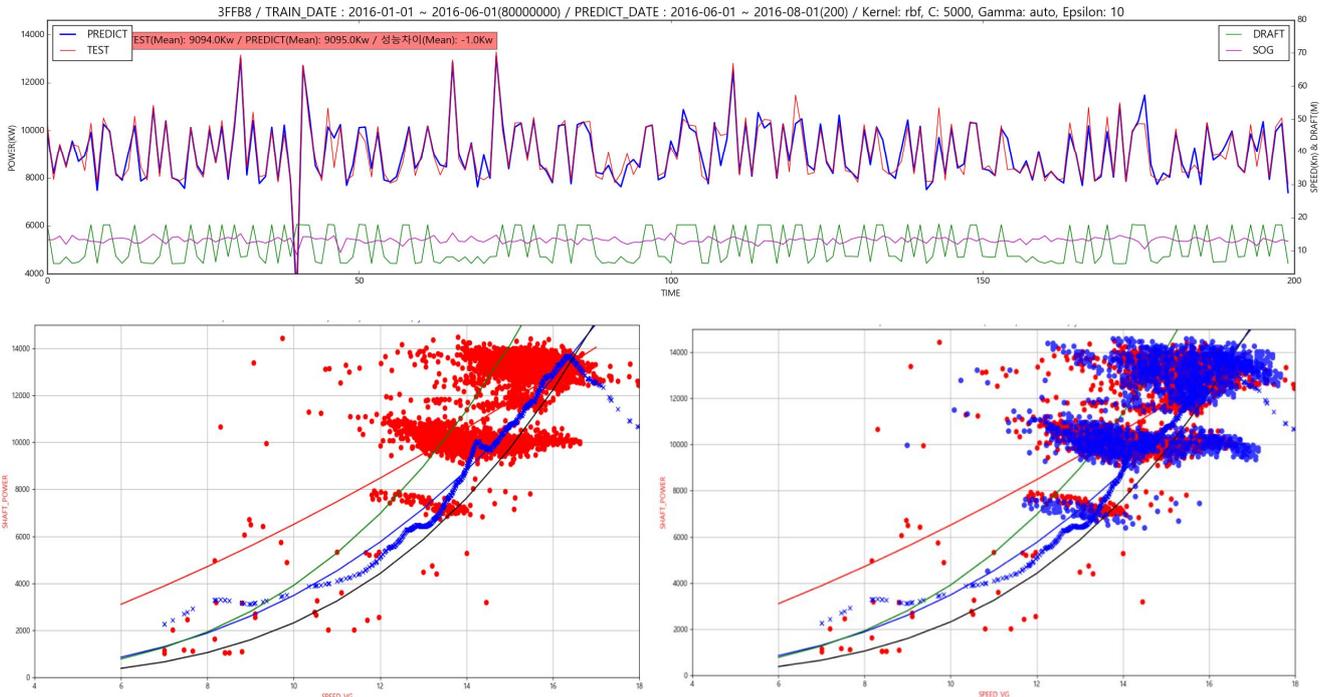


Fig. 8. Result of analysis with SVM.

5.2 분석 결과

SVM 사용한 마력예측 모델과 동일한 2016.06.01. ~ 2016.08.01. 데이터를 ISO15016 사용하여 마력을 계산하였다. 바람 보정은 Fujiwara, 파도 보정은 STAWAVE2를 사용하였고, 조류 보정은 대수속도를 사용하여 별도의 보정은 하지 않았다.

Table 3. Result of horse power for ISO15016 method

Test Data Period	2016.06.01. ~ 2016.08.01.
Wind Correction	Fujiwara
Wave Correction	STAWAVE2
R2	30.23 %
RMS	985 kW

Table 3의 ISO15016법을 사용한 마력 예측에서는 마력 평균 차이 985 kW로 매우 심한 차이를 보였다. 특히 BN5 이상 해상날씨가 좋지 못한 지역에서는 큰 오차가 커지는 현상을 보였다. 또한 STAWAVE2에서 파도가 선박 추진 방향으로 45도 파도만 해석이 가능하여 해석 자체가 어려운 운항 구간도 있었다. 반면 SVM을 활용한 예측 모델은 평균 100 kW 이하의 우수한 예측 성능을 보여주었으며 데이터가 많을수록 정확도가 올라가는 장점이 보였다.

6. 결 론

본 연구에서는 벌크캐리어의 운항선박 데이터를 활용하여 ISO15016기법과 SVM 알고리즘 기반의 출력해석법을 비교하여 결과를 분석한 결론은 다음과 같다.

1. 운항선박에서 쉽게 수집할 수 있는 데이터를 활용하여 출력해석법을 구성하였다.
2. 기존의 예측방법은 통제된 환경에서 분석이 가능하므로 해상상태와 화물 적재 상태에 따라 분석을 할 수 없는 운항 구간이 있는 문제가 있었으나, 제안 해석법은 모든 항해 구간에 대한 해석이 가능하였다.
3. 기존 해석 대비 정확성에서 SVM을 활용한 예측 모델은 우수한 예측 성능을 보여주었으며, 데이터가 많을수록 정확도가 올라가는 장점이 보였다.

본 연구에서는 다소 적은 기간의 데이터를 기반으로 모델을 구축함으로써 선체오손, 엔진성능저하 등의 원인변수가 고려되지 않았다. 향후 장기간의 데이터 분석과 SVM 외의 다양한 인식패턴 알고리즘 모델 이용하여 각 모델 비교를 통해 보다 정교한 예측 모델을 구축하고자 한다.

References

- [1] Bos, M.(2018), An Ensemble Prediction of Added Wave Resistance to Identify the Effect of Spread of Wave Conditions on Ship Performance (HullPic), pp. 1-13.
- [2] Holtrop, J. and G. G. J. Mennen(1982), An Approximate Power Prediction Method, The International Shipbuilding Progress, Vol. 29, No. 335, pp. 166-170.
- [3] Hsu, C. W., C. C. Chang, and C. J. Lin(2003), A Practical Guide to Support Vector Classification, Department of Computer Science and Information Engineering, Vol. 67, No. 5, pp. 1889-1918.
- [4] Kim, J., I. R. Park, K. S. Kim, S. H. Van, and Y. C. Kim(2011), Development of a Numerical Method for the Evaluation of Ship Resistance and Self-Propulsion Performances, The Journal of the Society of Naval Architects of Korea, Vol. 48, No. 4, pp. 147-157.
- [5] Pan, B., Z. Jiang, J. Wu, H. Zhang, and P. Luo(2015), Ship Recognition Based on Active Learning and Composite Kernel SVM, The Advances in Image and Graphics Technologies, pp. 198-207.
- [6] Song, B. H., K. H. Lee, J. S. Lee, G. H. Lee, M. A. Jeong and S. R. Lee(2010), Efficient Processing of Multidimensional Sensor Stream Data in digital Marine Vessel, The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, Vol. 33, No. 5, pp. 794-800.
- [7] Yoo, S. L. and C. Y. Jung(2017), A Study on the Improvement of Recommended Route in the Vicinity of Wando Island using Support Vector Machine, The Journal of Navigation and Port Research, Vol. 41, No. 6, pp. 445-450.

Received : 2019. 10. 17.

Revised : 2019. 11. 08. (1st)

: 2019. 11. 21. (2nd)

Accepted : 2019. 12. 27.