

함정 디젤발전기 데이터기반 건전성 예측모델에 관한 연구

김동진^{a,*} · 심재순^a · 김민곤^a

Integrity Prediction Model of Data-driven Diesel Generator for Naval Vessels

Dongjin Kim^{a,*} · Jaesoon Shim^a · Mingon Kim^a^aNaval R&D Center, Hanwha Systems, Korea^{*}Corresponding author. E-mail: dongjin01.kim@hanwha.com

ABSTRACT

Integrity prediction of the operation equipment of naval vessels is essential to maintain the efficiency of the operation performance in urgent situations. Recently, the integrated condition assessment system(ICAS) was introduced and maintained to improve operational performance. This technology is related with ICAS, and it must be localized through extensive research. In this paper, we present the results of applying the data-driven model to the predictability methods of diesel generators, which are naval vessel operation equipment.

초 록

함정 운용 장비의 건전성 예측은 유지보수의 효율성 및 긴박한 상황에서의 운용성능 유지를 위한 필수 요소이다. 최근 함정의 양적인 증가와 작전반경 확대에 따라 운용성능 유지를 위해 통합조건평가 시스템(ICAS)을 도입하여 운용중이며, 관련기술 국산화를 위해 다각도로 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 함정 운용 장비인 디젤발전기의 건전성 예측방법 중 데이터기반 모델 적용에 대한 결과를 제시 하였다.

Key Words: CBM(Condition Based Maintenance), SFOC(Specific Fuel Oil Consumption), ICAS(Integrated Condition Assessment System), DG(Diesel Generator)

1. 서 론

최근 해군의 운용 함정 증가 및 작전반경 확대

에 따라 함정 추진계통에 대한 운용성 및 유지보수의 효율성에 대한 소요군의 요구사항이 보다 구체화 되는 추세이다[1].

미 해군의 경우 운용 함정의 추진계통 상태 데이터를 위성을 통해 육상관리소로 실시간 전송하여 함정의 운용 및 유지보수를 위한 기초자료로 활용하고 있다. 현재 한국 해군은 운용 데이터의 육상관리소로 실시간 전송이 되지 않고 있으나,

Received 27 December 2018 / Revised 25 April 2019 / Accepted 1 May 2019

Copyright © The Korean Society of Propulsion Engineers

pISSN 1226-6027 / eISSN 2288-4548

[이 논문은 한국추진공학회 2018년도 추계학술대회(2018. 12. 19-21,

웨스턴 조선호텔 부산) 발표논문을 심사하여 수정·보완한 것임.]

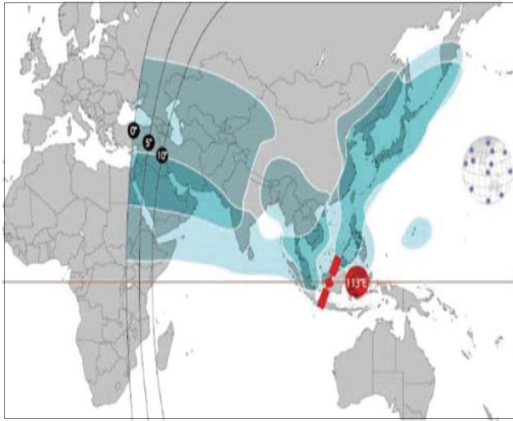


Fig. 1 MOSCOS operating range.

최근 개발 중인 함정에 대해서는 개발단계에서 육상기반정비지원체계(L-CBM) 및 원격정비지원체계와의 연동과 같은 구체적인 요구사항을 명시하여 실시간 데이터 전송 기반을 조성하고 있으며, 운용 중인 함정에 대해서는 원격정비지원체계를 추가 설치하여 실시간 데이터 전송이 가능한 함정 환경을 확대해 나가고 있다. 실시간 데이터 전송의 통신망은 무궁화 5A 위성을 통해 해상작전위성통신체계(MOSCOS, Maritime Operation Satellite Communication System)의 대역폭 및 운용 범위가 확대되어 추진계통 운용 데이터의 실시간 전송이 가능한 상태로 품질이 향상되었다.

함정 운용 장비의 건전성 예측은 운용성 및 유지보수 측면에서 현재 해군에서 운용 중인 계획정비체계(PMS, Planned Maintenance System)에 있어서 유용한 판단 기준요소로 적용이 가능하다.

건전성 예측을 위해 함정에서는 통합조건평가시스템(ICAS, Integrated Condition Assessment system)을 도입하여 운용 중이며, 주요 기능으로 함정 통합기관제어체계(ECS, Engineering Control System)와의 연동으로 가스터빈, 추진전동기, 갑속기어, 추진기 등 추진계통 주요장비와 디젤발전기, 냉수기, 조수기, 냉동기 등과 같은 보기계통 주요 장비의 운용 데이터와 ICAS 운용을 위해 설치한 진동감지시스템(VDS, Vibration Detection System)의 데이터를 실시간으로 수신하여 함정 추진계통 장비의 성능분석 및 경향전시 기능을

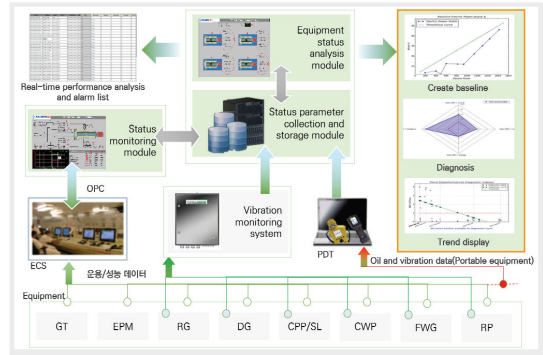


Fig. 2 ICAS configuration diagram.

제공한다[2].

Fig. 2는 최근 건조된 울산급 Batch-II 함정의 ICAS 구성도를 나타내고 있으며, 장비상태 분석 모듈에서 건전성 예측 기능을 수행 한다.

진동모니터링시스템의 경우 E-Monitor, OstigEdge, Intellinova 등의 상용 솔루션을 활용하여 시스템이 구성되어 있으며, 건전성 예측을 위한 요소로 활용되고 있다. 건전성 예측 기법은 데이터 통계기반, 모델 시뮬레이션기반, 데이터 학습기반으로 구분 할 수 있다.

본 논문에서 일반적으로 쉽게 접근이 가능한 데이터 통계기반 건전성 예측 기법에 대해 최근 건조된 000급 함정의 개발 사례를 제시 한다.

2. 건전성 예측 기법

2.1 데이터 통계기반 진단기법

데이터 통계기반 건전성 예측 기법은 회전기와 같이 정형적인 형태로 동작하는 장비의 특징을 파악하는데 탁월한 효과를 나타낸다. 함정의 보기계통 장비 중 청수기(Child Water Plant), 조수기(Fresh Water Generator), 냉동기(Refrigerator Plant) 등 펌프 및 압축기와 같이 단순 동작 기기들에 유용하다[3-5].

통계 매개 변수로는 파고율(CF, Crest Factor), 왜도(Skewness), 첨도(Kurtosis), 표준편차(Standard), 평균(Mean) 및 확률밀도함수(PDF, Probability Density Function) 등을 활용한다. 통계 매개 변수들은 대부

분 입력되는 데이터 표본의 유효성 검사에 활용되며, 표본 데이터의 유효상태(Good Condition)는 수식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$CrestFactor \Rightarrow CF = \frac{\sigma}{|S_{max} - S_{min}|} > \frac{1}{6} \quad (1)$$

$$Skewness \Rightarrow |r_3| \leq 0.3$$

$$Kurtosis \Rightarrow 2.5 \leq |r_4| \leq 3.5$$

Fig. 3은 실수 값 확률변수에 대한 확률 분포의 비대칭성(왜도, Skewness) 즉 기울기를 나타내고 있으며, 양수(왼쪽)일 때와 음수(오른쪽)일 때 유효 데이터가 정규분포(μ)를 기준으로 쏠림 현상이 나타나며, 왜도 변수(r_3)가 '0'일 때 정규분포 형태를 나타낸다.

Fig. 4는 확률 분포의 산포도를 나타내는 매개 변수로 첨도 변수(r_4)가 '3'에 근접할수록 산포도가 정규분포 형태에 근접한다.

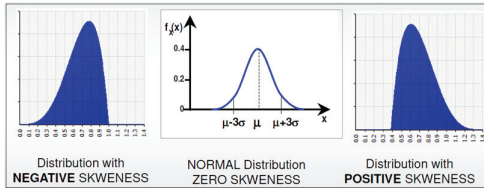


Fig. 3 Distribution SKWENESS.

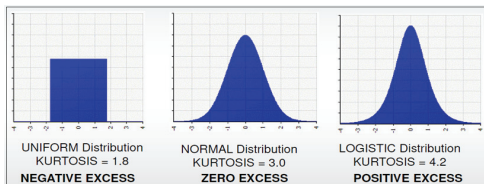


Fig. 4 Distribution KURTOSIS.

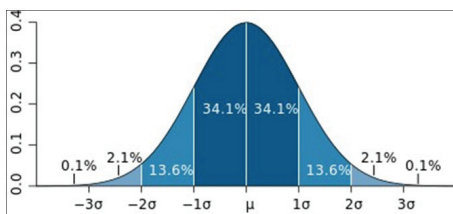


Fig. 5 Probability Density Function.

Fig. 5는 정규분포를 기준으로 2σ (95.45%) 및 3σ (99.7%)에 대한 데이터 정규분포를 나타낸다. 본 연구에서는 응용공학에서 일반적으로 활용하는 3σ 규칙을 적용한다.

데이터 통계기반 방법론은 대상 장비에 대한 전문지식이 특별히 요구되지 않고 쉽게 접근할 수 있는 장점이 있는 반면 장비의 세분화된 특성을 표현하기에는 부족한 부분을 가지고 있으므로 단순 회전운동 장비들에 적합하다.

2.2 모델(시뮬레이션)기반 진단기법

모델기반 건전성 예측기법은 동일한 장비의 수학적 모델을 통해 실제 작동 조건에서 작동 상태 장비의 실제 출력신호를 예측된 출력과 비교하는 진단 방법이다.

Fig. 6은 2 Spool 형태의 MT30 가스터빈의 물리적 구조를 수학적 모델로 구현하기 위해 흡입구(②), 압축기(④), 연소기(③), 동력터빈(④), 폐기구(⑧) 등과 같이 기계적 구조(기능)에 따라 시뮬레이션 SW를 통해 모듈화 구조로 표현 하였다. 각각의 기계적 구조의 모듈은 모듈간(전/후) 열역학 및 동역학적 상관관계를 가지며, Fig. 7과 같은 제어절차에 따라 수학적 모델로 모사할 수 있다. 이러한 수학적 모델은 장비에 대한 전문지식과 모델링 기술이 필수적으로 요구되는 진단 기법이다[6,7].

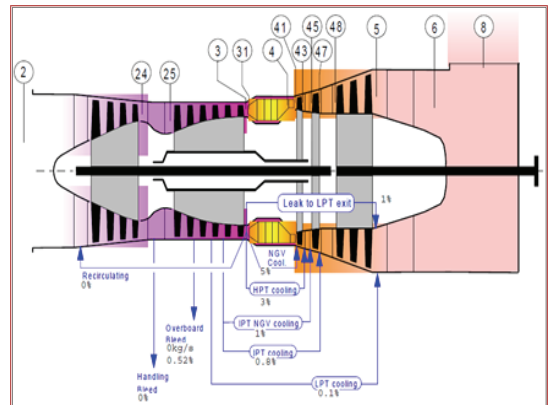


Fig. 6 2 Spool gas turbine performance analysis structure.

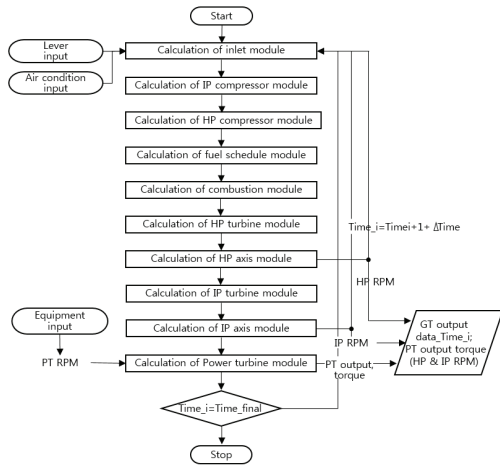


Fig. 7 Start-up procedure for designing gas-turbine physical model.

물리적 모델의 시뮬레이션 결과를 기반으로 구성품의 열역학 및 동역학적 상관관계에 따른 실제 작동 조건에서 장비의 실제 출력신호를 예측된 출력과 비교하므로 장비 특성(구성)별 세분화된 결과를 얻을 수 있다[8]. 그러나 장기간 운용에 따른 장비의 노후화로 주요 특성이 왜곡되는 현상이 발생하므로 적절한 시기에 모델의 보정이 필수적이다.

2.3 데이터 학습기반 진단기법

데이터 학습기반 방법론은 장시간 축적된 운용 데이터 기반의 정보와 같은 이벤트에 대한 특징을 분류/추출하여 하나의 패턴을 생성하여 현재 상태와 비교하여 건전성을 예측한다. 이러한 데이터 학습기법은 학습 데이터 확보를 위해 적절한 운용시간이 확보되어야 하며, 운용시간(데이터) 미 확보 시 초기 성능에 대한 신뢰성을 보장하기 어려운 단점이 있다.

데이터 학습기반 진단기법에 주로 활용되는 알고리즘은 ANN, SVM, Fuzzy Logic 등이 있으며 이러한 알고리즘들은 무상 배포되어 누구나 손쉽게 접근이 가능한 장점이 있다. 인공신경망(ANN, Artificial Neural Network)은 시냅스의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런(노드)이 학습을 통해 시냅스의 결합 세기를 변화시켜, 문

Table 1. Effective prediction method.

Item	Data base		Model base
	Statistics	Data-driven	
Gas turbine	△	*	Good
Propulsion motor	△	*	Good
Diesel generators	△	*	Good
Fresh water generators	Good	*	-
Refrigerating plants	Good	*	-

*: Applicable for long operation data accumulation, △: Applicable according to component characteristics

제해결 능력을 가진다. 서포트 벡터 머신(SVM, Support Vector Machine)은 기계학습 분야의 하나로 패턴인식, 자료 분석을 위한 지도학습 모델이며, 주로 분류와 회귀 분석을 위해 사용한다. Fuzzy Logic은 부정확한 추론을 할 수 있는 인간의 능력을 모사한 방법으로, Input Vector로부터 Scalar Output으로 변환/비선형 Mapping 시스템을 제공한다[6].

최근 정보통신기기의 성능 향상에 따라 데이터 처리능력(속도, 용량)이 향상되어 운용 장비의 Historical Data Base를 가용할 수 있어 학습 알고리즘 개발이 활발히 이루어지고 있다. 데이터 학습기반 진단방법은 일정기간 이상의 운용시간이 충족되어 Historical data base가 확보된 장비에 유리하다[9,10].

Table 1은 합정 추진계통 주요장비의 특성에 따라 효과적인 건전성 진단 방법에 대해 분류를 하였으며, 장비의 특성 및 운용 상태에 따라 적합한 방법을 조합하여 적용할 수 있다

3. 디젤발전기 건전성 예측

3.1 데이터 통계기반 건전성 예측

데이터 통계기반 건전성 예측 모델은 디젤발전기의 입력신호의 실제 통계 매개변수를 기반으로 예상되는 출력신호의 통계적 매개변수를 실시간으로 예측할 수 있는 모델이다.

통계적 절차 관리(SPC, Statistical Process Control)

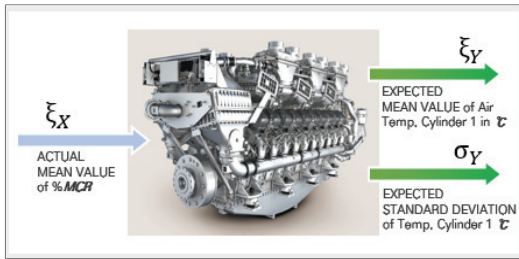


Fig. 8 One-input / Two-output black-box model.

에서 장비의 정상작동 조건에서 실제 값이 예측 값에서 벗어난 데이터가 ZERO-MEAN NORMAL LAW를 수렴하여 분산되어 있으며, 정상 상태에서 작동하는 장비의 Black-box 모델은 Fig. 8과 같이 기능적 관점으로 표현할 수 있다.

000함정의 ICAS에서는 데이터 통계기반 건전성 예측 모델을 통해 통계적 절차 관리를 적용하였으며, 데이터 통계기반 모델은 수식 (2), (3)과 같이 두 가지 형태의 성능곡선(BL, Base Line)을 기반으로 한다.

$$\xi_Y = BL_1(\xi_X) \quad (2)$$

$$\sigma_Y = BL_2(\xi_X) \quad (3)$$

성능곡선은 수식 (2)와 같이 각 주 파라미터의 예상 평균값을 예정된 정상상태의 제어 파라미터 실제 평균값과의 상관관계를 가지는 평균값(Mean Value)과, 수식 (3)과 같이 각 주 파라미터의 예상 표준편차를 가정된 안정 상태의 제어 파라미터의 실제 평균값과 관련시키는 표준편차(Standard Deviation)로 구분하고 Fig. 8과 같이 표현할 수 있다.

디젤발전기의 정상상태 조건의 제어 파라미터(ξ_X)에 대해 기대평균값(ξ_Y)과 예상표준편차(σ_Y)의 ONE-INPUT / TWO-OUTPUT 형태의 블랙박스 모델이며, 설정된(환경) 조건에 대한 디젤발전기의 통계적 예측모델로 표현할 수 있다. 통계적 예측모델은 디젤발전기의 운용 데이터의 통계적 추론에 의해 확인된 실제 블랙박스 모델이다.

MTU社 디젤발전기의 경우 수식 (4)와 같이 전력

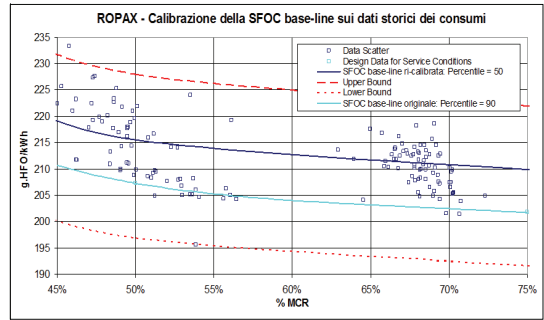


Fig. 9 Results of DG.

부하에 대한 시간당 연료소비율로 정의하여 기본적인 성능곡선을 제공함으로 수식 (5)와 같이 Grey-Box 형태의 건전성 예측모델을 도출 하였다.

장비 제작사에서 제공되는 성능곡선(SFOC, Specific Fuel Oil Consumption)은 실제 운용환경에 직접적으로 적용하기에는 설치환경 요소가 반영되지 않아 신뢰할 수 있는 결과를 얻지 못한다. 장비 제작사는 수식 (4)와 같은 성능 수확식을 제공하며, 개발시험(공장검사) 공정 에 국한하여 적용하기를 권고하며 불확실성은 +5%를 제시 하였다.

$$SFOC(\%MCR) = \frac{FOC_{gr.HFP/hr}(\%MCR)}{LOAD_{kW}(\%MCR)} \quad (4)$$

$$BL_1(\%MCR) = (1 + \frac{\Delta}{200}) \cdot SFOC_{SERVICE}(\%MCR) \quad (5)$$

$$BL_2(\%MCR) = \frac{\Delta}{600} \cdot SFOC_{SERVICE}(\%MCR) \quad (6)$$

000급 함정에서는 제작사 성능곡선을 응용한 Service base-line을 수식 (5), (6)과 같이 3σ 규칙을 기반으로 예상된 평균값(수식 2)과 예상된 표준편차(수식 3)에서 유도하였다.

Fig. 9와 같이 미리 계산된 값(남색 실선)과 실제값(남색 사각형)의 편차는 예상되는 정상적인 운용조건(하늘색 실선)과 장비의 편차를 통계적으로 나타낸다. 디젤발전기의 운용시험결과를 나타내며, 장비 제작사 제공 성능곡선(하늘색 실선)과 Service base-line(남색 실선)은 제작사 권고치를 수렴하는 +4%의 오차를 나타낸다.

4. 결 론

함정 디젤발전기의 건전성 예측에 대한 방법론 중 실시간 데이터 통계기반의 건전성 예측 기법에 대한 시험결과를 제시하였다. 함정 추진계통 장비들의 특성상 하나의 방법에 국한하여 건전성 예측에 대한 결과를 도출하는 것은 장비의 장기간 운용에 대한 장비특성을 충분히 고려하기 힘든 한계가 있다.

장비특성에 적합한 특성별 진단기법을 통해 보다 효율적인 장비 운용이 가능하다.

References

1. Park, K.P., Lee, J.B., Lee, H.J., Jo, Y.K. and Kim, C.H., "Functional Analysis of CBMS for Naval Ship," *Naval Ship Technology & Weapon Systems Seminars*, Busan, South Korea, pp. 249-252, Oct. 2015.
2. Lee, Y.H. and Kim, S.K., "A Study on The Guideline for Improvement of ICAS(Integrated Condition Assessment System) for Naval Vessels," *Naval Ship Technology & Weapon Systems Seminars*, Vol. 1, Busan, South Korea, pp. 490-494, Oct. 2017.
3. Lee, B.Y., Ha, S.J. and Lim, O.T., "Methodology of Engine Fitness Diagnosis Using Variation of Crankshaft Angular Speed," *Transaction of the Korea Society of Mechanical Engineers*, Vol. 35, No. 11, pp. 1529-1535, 2011.
4. Hong, T.Y. and Park, S.H., "A Case Study of the Breakdown Evaluation to the Rotary Machine," *The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, Vol. 10, No. 2, pp. 189-194, 2015.
5. Jung, K.S., "Improvement of Combustion Efficiency for Marine Auxiliary Diesel Engine," *Journal of the Korea Society of Marine Engineering*, Vol. 38, No. 3, pp. 233-239, 2014.
6. Kong, C.D., Iim, S.M. and Kim, K.W., "Study on Fault Diagnostics of a Turboprop Engine Using Fuzzy Logic and BBNN," *Journal of the Korean Society of Propulsion Engineers*, Vol. 15, No. 2, pp. 1-7, 2011.
7. Barro, R.D., Dao, V.Q. and Lee, D.C., "Condition diagnostic and performance estimation on a 580GT class passenger and car-ferry ship propulsion system," *Journal of the Korean Society of Marine Engineering*, Vol. 41, No. 8, pp. 732-737, 2017.
8. Campora, U., Capelli, M., Cravero, C. and Zaccone, R., "Metamodels of a Gas turbine Powered Marine Propulsion System for Simulation and Diagnostic Purposes," *Journal of Naval Architecture and Marine Engineering*, Vol. 12, No. 1 pp. 1-14, 2015.
9. Lee, J.H., Hwang, S.Y., Hong, K.T., Park, Y.K. and Bae, J.H., "A Case Study of the Anomaly Detection and Failure type Analysis of Rotating Equipment Using Machine Learning and Pattern Classification Technique," *Naval Ship Technology & Weapon Systems Seminars*, Busan, South Korea, pp. 602-608, Oct. 2017.
10. Jeon, H.C., Kim, T.W. and Yoo, Y.C., "A Study on The Anomaly Detection Techniques for Naval Vessel Equipments Based on the Big Data Prediction Methods," *Naval Ship Technology & Weapon Systems Seminars*, Busan, South Korea, pp. 253-258, Oct. 2015.