

통계적 분석기법을 이용한 디젤기관의 고장진단 방법에 관한 연구

김영일† · 오현경* · 유영호**

(원고접수일 : 2005년 10월 20일, 심사완료일 : 2006년 2월 1일)

The Fault Diagnosis Method of Diesel Engines Using a Statistical Analysis Method

Young-IL Kim†, Hyun-Kyung Oh*, Yung-Ho Yu**

Abstract : Almost ship monitoring systems are event driven alarm system which warn only when the measurement value is over or under set point. These kinds of system cannot warn until signal is growing to abnormal state that the signal is over or under the set point, therefore cannot play a role for preventive maintenance system. This paper proposes fault diagnosis method which is able to diagnose and forecast the fault from present operating condition by analyzing monitored signals with present ship monitoring system without any additional sensors. By analyzing the data with high correlation coefficient(CC), correlation level of interactive data can be defined. Knowledge base of abnormal detection can be built by referring level of CC(Fault Detection CC, FDCC) to detect abnormal data among monitored data from monitoring system and knowledge base of diagnosis built by referring CC among interactive data for related machine each other to diagnose fault part.

Key words : Fault detection/diagnosis(이상 감지/진단), Correlation coefficient(상관계수), FDCC(이상감지 상관계수)

기호설명

CC : Correlation coefficient
FDCC : Fault detection CC
FDR : Fault detection range
OPD : Operating data of ship
TSD : Time scaled data
MA : Moving average

MVSD : Moving standard deviation
PCO : Positive correlation
PCOSDR : Positive correlation scatter diagram

1. 서 론

일반적으로 고장진단은 시스템에서의 오동작 여

† 책임저자(소나테크(주)), E-mail : youngil@sonartech.com, Tel : 051)403-7797

* 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과

** 한국해양대학교 IT공학부교수

부를 판단하기 위한 고장감지(Fault detection) 단계, 발생한 고장의 종류를 알아내기 위한 고장분류(Fault isolation)단계 및 고장의 정도를 결정하는 고장식별(Fault identification)의 단계로 이루어진다. 기존의 고장감지 및 분류방법은 크게 모델을 기반으로 한 방법과 모델에 기반하지 않는 방법으로 분류할 수 있다. 전자의 방법은 시스템의 수학적 모델에 의해 제공되는 해석적인 기법을 기초로 하는 것으로서 상태추정 접근법⁽¹⁾과 파라미터 추정 접근법^{(2),(3)}으로 나눌 수 있으며, 이 방법에서는 시스템의 정확한 정량적 모델을 필요로 하므로 비선형성이 강하거나 운전환경에 따라 운전상태가 광범위하게 변하는 경우에는 적용이 어렵다는 문제점이 있다. 후자의 방법은 대상 시스템의 측정치, 경험 또는 물리적 검토를 기초로 하며, 시스템의 출력 값이 제한된 범위를 벗어났는지의 유무를 판단하여 고장을 감지해내는 한계치검사 기법, 전문가 시스템 기법 및 신경회로망을 이용한 방법⁽⁴⁾⁻⁽⁷⁾ 등이 있으며, 최근에는 학습기법과 입출력데이터로부터 비선형함수 표현이 가능한 신경회로망을 고장진단에 이용한 연구결과가 많이 발표되고 있다.

신경회로망을 이용한 대부분의 연구에서는 발생이 가능한 모든 고장을 미리 예측하여 신경회로망으로 고장모델을 구축한 뒤 고장이 발생하면 구축한 고장모델 중에서 가장 유사한 것을 선택하여 고장을 분류한다. 그러나 사전에 모든 고장에 대한 모델을 구축하는 것은 매우 어렵다는 문제점이 있다⁽⁸⁾. 또한 전문가의 지식과 경험을 토대로 고장 진단하는 기법이 많이 연구되고 있지만, 이는 감시되는 데이터가 운전범위를 벗어나는 시점부터 비정상데이터로 감시되어 진단을 수행하므로 운전범위를 벗어나지 않고 이상상태로 진행되고 있는 경우는 진단을 수행할 수 없는 단점이 있다.

오늘날 선박은 다양한 항목들이 감시시스템에 의해 감시되므로 감시된 데이터와 시운전데이터를 비교하고 또한 감시데이터의 상호관계와 통계적 분석 기법으로 시스템의 특성을 파악하면 별도의 센서를 추가하지 않고도 고장진단이 가능한 시스템을 설계할 수 있다. 본 논문에서는 기존의 단순 한계치 검사에 의한 고장처리의 한계성과 신경회로망기법에

의한 문제점을 극복하기위해서 숙련된 전문가의 지식을 활용하여 감시데이터의 상호연관성을 검토한다. 또한 검토된 감시데이터 항목사이의 관계를 통계적 분석기법을 이용하여 정량화하고 이상상태를 감지하는 이상감지지식베이스와 이상 감지된 데이터와 서로 높은 연관관계를 가지고 있는 다른 데이터를 조사하여 종합적으로 진단할 수 있는 이상 진단 지식 베이스를 구축하여 이상데이터를 자동으로 감지하고 진단할 수 있는 방법을 제안하고자 한다.

2. 선박용 디젤기관의 감시데이터 특성

본 연구에서 사용한 실선운항데이터(Operating Data, OPD)는 1992년 9월에 건조된 H해운사의 4,024 TEU FULL CONTAINER CARRIER 선박으로써 2003년 5월에서 6월까지 2개월간 실제 운항 중 4시간 간격으로 기록된 로그북(Log book)으로부터 수집된 데이터이다. 선박의 감시데이터는 그 시스템에 따라 일정시간마다 실시간으로 수집되므로 실시간 고장진단이 가능해지게 되며 OPD를 시계열데이터(Time scaled Data, TSD)로 정의하여 사용한다. 선박용 디젤기관의 연소계통은 선박의 출력과 직결되며 상호 연관성이 강한 데이터들로 구성되어 있어 본 논문에서는 연소계통에 대해서 고장 진단하는 방법을 논한다.

2.1 연소계통의 데이터 특성

연소계통의 감시데이터는 부하변동에 따라 서로 영향을 받으며 선박의 이동특성으로 환경 변화에 따라 같은 부하 조건이라도 감시데이터의 값의 크기는 다르게 나타난다. Fig. 1에서 과급기회전수는 부하변화에 직접적으로 영향을 받는 항목으로써 부하변동에 유사한 거동을 보이고 있다. 실린더 배기가스온도와 과급기 배기가스온도 등은 부하가 커지면 연료 연소량이 많아지므로 부하에 증속되어 변할 것으로 추정되지만 Fig. 2에서와 같이 부하의 시계열 동특성을 추중하고 있지 않다. 또한 Fig. 3의 과급기 배기가스온도는 부하변동과 부(Negative)의 관계로 거동한다.

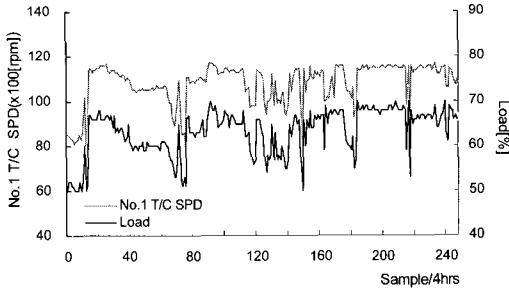


Fig. 1 TSD of the load and No.1 T/C speed

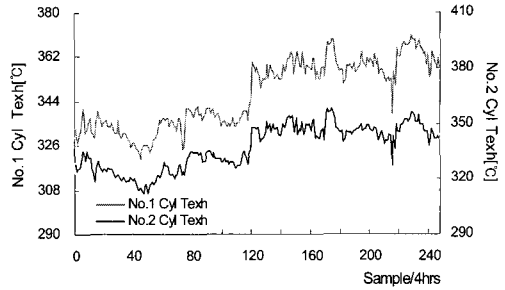


Fig. 5 TSD of the No.1/No.2 cylinder exhaust gas temperature

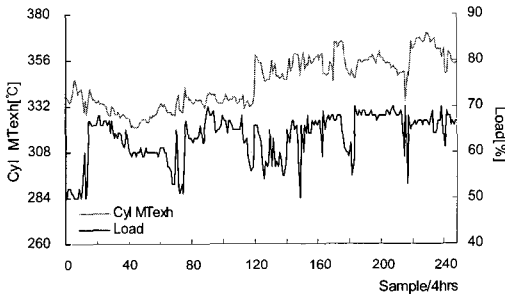


Fig. 2 TSD of the load and cylinder mean exhaust gas temperature

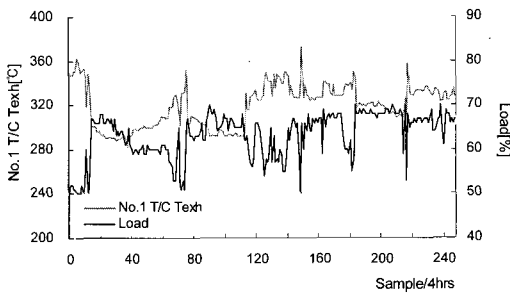


Fig. 3 TSD of the load and No.1 T/C exhaust gas temperature

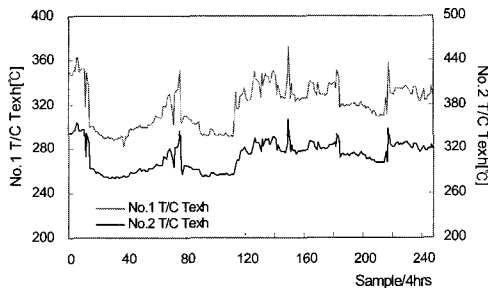


Fig. 4 TSD of the No.1/No.2 T/C exhaust gas temperature

부하변화에 대해서 명확한 동특성을 파악하기 어려운 계측항목들은 Fig. 4~5에서와 같이 동일계열 항목사이의 변화특성을 살펴보면 직관적으로도 매우 유사하게 거동하고 있다. 따라서 연소시스템의 계측항목들은 실선운항데이터를 조사하여 계측항목사이의 상호 연관성을 검토하고 분석하면, 부하와 연관성이 높은 항목과 부하와 연관성은 낮지만 동일계열 사이의 연관성이 높은 항목들을 찾아낼 수 있다.

3. 이상감지 및 이상진단 모듈

3.1 상관분석법에 의한 이상감지와 이상진단

두 변수의 관계를 하나의 수치로 나타내는 상관분석은 두 변수간의 관계의 강도, 밀접한 정도를 나타내는 상관계수(Correlation coefficient, CC)를 사용하면 상호 연관성을 정량적으로 표현할 수 있다. 상관계수 $CC(\rho_{xy})$ 는 다음과 같다.

$$\rho_{xy} = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_x \cdot \sigma_y}, \quad -1 \leq \rho_{xy} \leq 1$$

단, $Cov(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y),$

$$\mu_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad \mu_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)^2 = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\mu_x^2 \right)$$

$$\sigma_y^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_y)^2 = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n y_i^2 - n\mu_y^2 \right)$$

, X, Y : 계측항목 array, σ : 표준편차

, μ : 평균값, n : 데이터 수

Table 1은 식(1)을 이용하여 부하와 연소계통의 계측항목사이의 CC를 구한 것이다.

Table 1 CC of the load and measuring items

MI	CC	MI	CC
Load	1	Cyl MTexh	0.440
No.1 Cyl Texh	0.399	No.1 T/C Texh	0.452
No.2 Cyl Texh	0.453	No.2 T/C Texh	0.442
No.3 Cyl Texh	0.449	No.3 T/C Texh	0.408
No.4 Cyl Texh	0.372	No.4 T/C Texh	0.450
No.5 Cyl Texh	0.379	No.1 T/C Spd	0.941
No.6 Cyl Texh	0.391	No.2 T/C Spd	0.938
No.7 Cyl Texh	0.523	No.3 T/C Spd	0.944
No.8 Cyl Texh	0.481	No.4 T/C Spd	0.944
No.9 Cyl Texh	0.347	Scav air Pin	0.888
No.10 Cyl Texh	0.458	Scav air Aft Tin	0.771

일반적으로 실린더 배기가스온도와 과급기 배기가스온도는 부하와 높은 상관관계를 가지고 있을 것으로 생각되나 CC는 0.5 이하로 낮게 나타나고, 과급기회전속도와 소기압력의 CC가 0.8 이상으로 높은 상관관계가 있음을 알 수 있다. Table 2~3은 동일계열 계측항목 상호간 CC를 나타낸 것으로 모두 0.9 이상으로 높게 나타난다.

Table 2 CC of the cylinder and the identical cylinder exhaust gas temperature

	No.1 Cyl Texh	No.2 Cyl Texh	No.3 Cyl Texh	No.4 Cyl Texh
No.1 Cyl Texh	1	0.968	0.950	0.915
No.2 Cyl Texh	0.968	1	0.963	0.939
No.3 Cyl Texh	0.950	0.963	1	0.957
No.4 Cyl Texh	0.915	0.939	0.957	1

Table 3 CC of the T/C and the identical T/C exhaust gas temperature

	No.1T/C Texh	No.2T/C Texh	No.3T/C Texh	No.4T/C Texh
No.1 T/C Texh	1	0.990	0.978	0.967
No.2 T/C Texh	0.990	1	0.990	0.991
No.3 T/C Texh	0.978	0.990	1	0.992
No.4 T/C Texh	0.976	0.991	0.992	1

로그북으로부터 4시간 간격으로 기록된 데이터의 이동창(Moving window)은 계측항목의 최적 거동을 표현할 수 있도록 6으로 설정하였으며, 이동창의 이동평균(Moving Average, MA)에 대한 이동 표준편차(Moving standard deviation, MVSD)를 구하였다. Fig. 6은 부하의 MVSD에 대한 부하와 소기공기압력사이의 CC의 분포를 나타낸 것으로 CC가 높은 구간과 낮은 구간이 섞여있다.

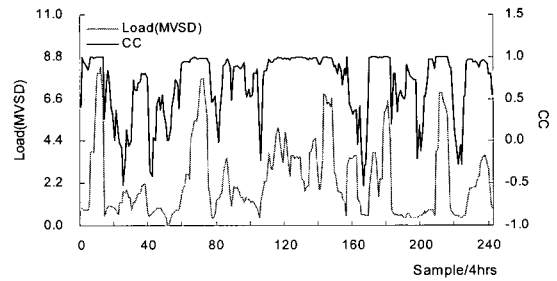


Fig. 6 CC of the load and scavenging air pressure by load MVSD

하지만 Fig. 7에서와 같이 기준이 되는 데이터항목 즉 독립변수의 MVSD값의 변화가 큰 구간에서만 CC를 구하고 이에 대응되는 시간에서 다른 계측항목 간 CC의 크기를 구해보면 특성은 명확하게 구분된다.

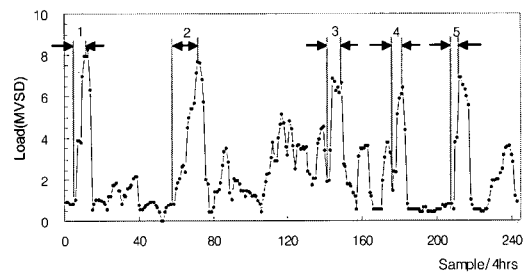


Fig. 7 PCOSDR range of the load MVSD

Fig. 8은 부하와 No.1 과급기회전수의 TSD그래프와 부하의 MVSD에 대한 No.1 과급기회전수와의 CC를 동시에 나타낸 것이며, 부하의 MVSD에 대한 정(Positive)의상관을 갖는 산포도구간(PCOSDR)에서 CC의 크기는 1에 가까우며 다른 경우와 쉽게 구분된다. Fig. 9에서와 같이 정상운

항테이터의 MVSD를 구하고 정의 상관을 갖는 산포도구간의 최소 임계치를 구하기 위하여 MVSD의 SMA (MVSD의 MA를 SMA라 한다)와 SMVSD (MVSD의 MVSD를 SMVSD라 한다)를 구하여 MVSD가 SMA와 SMVSD의 합을 넘는 시점부터 MVSD가 최고의 값을 가지는 구간을 PCOSDR구간으로 정한다.

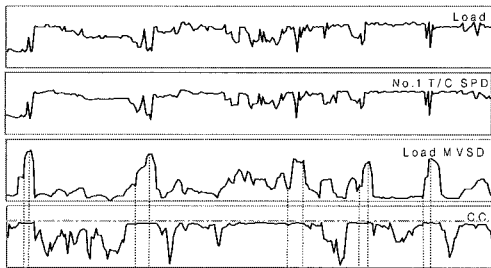


Fig. 8 Correlation of the load and No.1 T/C speed

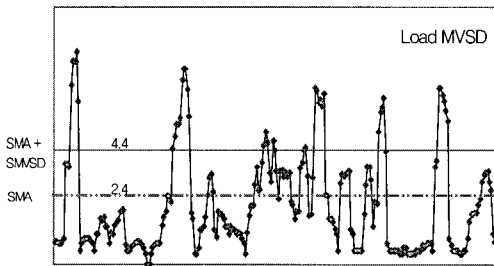


Fig. 9 PCO range selection in load MVSD

이와 같이 구한 구간을 $R_i \sim R_n$ 이라 하고 이 구간에 대해서 계측항목 간 CC를 나타내 보면 Table 4~6과 같으며 모두 0.95이상의 높은 상관관계를 유지함을 알 수 있다. 표에서 MCC와 SDCC(CC의 SD)는 구간별 CC들의 평균과 표준편차를 나타낸 것으로써 이상감지모듈과 이상진단모듈에서 데이터의 이상상태를 인지하는 지표로 활용하면 통계적 분석을 통하여 디젤기관의 정상상태로부터 이상상태를 구분할 수 있으며, 더욱 발전시켜 지식베이스를 구축하면 진단시스템을 만들 수 있다.

Table 7은 부하와 계측항목간의 CC와 동일 계열간의 계측항목의 CC를 PCOSDR구간에서 구한 것으로 이상감지모듈과 이상진단모듈설계에 필요한 이상감지식베이스와 이상진단식베이스 구축을 위한 자료로 활용할 수 있다.

Table 4 CC of the cylinders exhaust gas temperature in a PCO ranges of the cylinder mean exhaust gas temperature

	Cyl MTexh					
	R1	R2	R3	R4	MCC	SDCC
No.1 Cyl Texh	0.982	0.988	0.99	0.868	0.952	0.055
No.2 Cyl Texh	0.990	0.976	0.987	0.958	0.979	0.013
No.3 Cyl Texh	0.992	0.993	0.986	0.962	0.982	0.013
No.4 Cyl Texh	0.995	0.986	0.993	0.916	0.974	0.033
No.5 Cyl Texh	0.996	0.996	0.960	0.952	0.977	0.020

Table 5 CC of the other T/C speed in a PCO ranges of the No.1 T/C speed

	No.1 T/C speed					
	R1	R2	R3	R4	MCC	SDCC
No.2 T/C speed	0.998	0.998	0.991	1	0.997	0.004
No.3 T/C speed	1	0.997	1	1	0.999	0.002
No.4 T/C speed	0.998	0.999	0.992	0.998	0.997	0.003

Table 6 CC of the after scavenging air temperature in a PCO ranges of the forward scavenging temperature

	Scav air forward Tin					
	R1	R2	R3	R4	MCC	SDCC
Scav air Aft Tin	0.992	0.973	0.975	0.991	0.983	0.01

Table 7 CC classification of the measuring items in a PCO ranges

부하와의 CC		계열 간 CC	
MI	CC	MI	MCC
No.1 T/C speed	0.99	No.1~No.4 T/C speed	0.998
No.2 T/C speed	0.99	No.1~No.4 T/C Texh	0.97
No.3 T/C speed	0.99	No.1~No.10 Cyl Texh	0.977
No.4 T/C speed	0.99	Scav air Pin/ No.1~No.4 T/C Texh	0.955
Scav air Pin	0.99	Scav air Forward/Aft Tin	0.983
No.1~No.4 T/C Texh	-0.95	Cyl Texh/T/Cspeed	0.946
		Cyl Texh/Scav air Pin	0.92
		Cyl Texh/Scav air Tin	0.968

4. 결 론

선박기관시스템은 주기관을 포함하여 많은 보조 기관들로 구성되어 있는 비선형성이 강한 시스템이지만 부하의 변동에 따라 계측항목별 상관관계를 검토해 본 결과 상관관계가 높은 항목과 낮은 항목으로 분류할 수 있다. 정상상태에서 계측항목은 부하와 높은 상관관계를 가질 것이며 고장이 난 때에는 기계의 특성이 정상이 아닐 것이므로 상관관계는 낮게 될 것이다. 본 논문에서는 이 점을 이용하여 정상 상태에서 부하가 변할 때 상관계수의 크기를 쉽게 구별하기 위하여 MVSD값의 변화가 큰 구간에서 CC를 구하면 CC의 크기를 명확하게 구별할 수 있으며 CC의 크기로서 고장유무를 판단할 수 있게 된다. 이를 발전시키면 고장진단시스템에 활용할 수 있을 것이며 앞으로의 연구과제이다.

참고문헌

- [1] J. Wagner and R. Shoureshi, "A Failure isolation strategy for thermofluid system diagnostics," ASME J. Eng. for Industry, vol. 115, pp. 459-465, 1993.
- [2] R. Isermann, "Process fault detection based on modeling and estimation methods - a survey," Automatica, vol. 20, no. 4, pp.387-404, 1984.
- [3] M. M. Polycarpou and A. T. Vemuri, "Learning methodology for failure detection and accommodation," IEEE Contr. Syst. Mag., pp.16-24, 1995.
- [4] J. C. Hoskins and D. M. Himmelblau, "Artificial neural network models of knowledge representation in chemical engineering," Computers Chem. Engng., vol. 12, no. 9, pp. 881-890, 1988.
- [5] V.Venkatasubramanian, R.Vaidyanathan, and Y. Yamamoto, "Process fault detection and diagnosis using neural

networks -steady state processes," Computers Chem. vol. 14, no. 7, pp. 669-712, 1990.

- [6] E. Eryurek and B.R. Upadhyaya, "Sensor validation for power plants using adaptive back propagation neural network," IEEE Trans. Nuclear Science, vol. 37, no. 2, pp.1040-1047, 1990.
- [7] T.Sorsa, H. N. Koivo, and H. Koivisto, "Neural networks in process fault diagnosis," IEEE Trans. Syst., Man and Cybern.,vol. 21, no. 4, pp. 815-825, 1991.
- [8] M. A. Karmer and J.A. Leonard, "Diagnosis using backpropagation neural networks-analysis and criticism," Computers Chem. Engng., vol. 14, no. 12, pp. 1323-1338, 1990.

저 자 소 개



김영일 (金英一)

1972년1월생, 1998.2한국해양대학교 제어계측공학과 졸업, 2000.2 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사), 2005.2 한국해양대학교 동대학원 졸업(공학박사), 현재 소나테크(주) 팀장, 정회원



오현경 (吳玄卿)

1978년 3월생 2002.2 한국해양대학교 제어계측공학과 졸업, 2004.2 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사), 현재 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 박사과정, 학생회원



유영호 (劉永昊)

1951년 10월생, 1974년 한국해양대학교 기관학과 졸업, 1986년 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사), 1990년 동대학원 졸업(공학박사), 1급기관사, 1997.12-1998. 12 영국 University of Wales Cardiff Systems Engineering Division 연구교수 1983-1991 한국해양수산연수원 부교수, 1992-현재 한국해양대학교 IT공학부 교수, 종신회원