

工學博士 學位論文

신경회로망과 퍼지추론을 이용한 선박디젤기관의
고장진단 예측시스템

Predictive Fault Diagnosis System of Marine Diesel Engines
Using Neural Networks and Fuzzy Inference Technique

指導教授 劉 永 昊

2003年 2月

韓國海洋大學校 大學院

制御計測工學科

千 幸 春

本 論文을 千幸春의 工學博士 學位論文으로 認准함

主審 工學博士 陣 康 奎 印

委員 工學博士 李 浚 柝 印

委員 工學博士 蘇 明 玉 印

委員 工學博士 柳 熙 漢 印

委員 工學博士 劉 永 昊 印

2002年 12月 21日

韓國海洋大學校 大學院
制御計測工學科 千幸春

목 차

| | |
|--------------------------------------|-----|
| Abstract..... | vii |
| Nomenclature..... | ix |
| | |
| 제 1장 서론..... | 1 |
| 1.1 연구배경..... | 1 |
| 1.2 종래의 연구..... | 3 |
| 1.3 연구목적 및 내용..... | 5 |
| | |
| 제 2장 선박디젤기관 감시데이터 및 고장진단시스템의 설계..... | 7 |
| 2.1 서언..... | 7 |
| 2.2 각 계통의 감시데이터 조사 및 분류..... | 8 |
| 2.3 실선 운전데이터 특성..... | 12 |
| 2.4 숙련된 운전자에 의한 고장진단법의 모델링..... | 32 |
| 2.5 고장진단시스템의 설계..... | 36 |
| 2.6 결론..... | 40 |
| | |
| 제 3장 신경회로망을 이용한 데이터 이상감지시스템 설계..... | 41 |
| 3.1 서언..... | 41 |
| 3.2 데이터 이상감지를 위한 신경회로망의 구조와 학습..... | 44 |
| 3.3 연소계통 데이터 이상감지시스템..... | 51 |
| 3.4 열교환기계통 데이터 이상감지시스템..... | 56 |
| 3.5 전동기 및 펌프계통 데이터 이상감지시스템..... | 60 |
| 3.6 결론..... | 64 |

| | |
|---|----|
| 제 4장 퍼지추론을 이용한 연소계통 고장진단 예측시스템의 설계..... | 65 |
| 4.1 서언..... | 65 |
| 4.2 고장진단 예측시스템의 구조..... | 67 |
| 4.3 고장진단 예측시스템의 설계..... | 69 |
| 4.4 시뮬레이션 및 결과고찰..... | 76 |
| 4.5 결론..... | 79 |
| | |
| 제 5장 고장진단 의사결정트리..... | 80 |
| 5.1 서언..... | 80 |
| 5.2 의사결정트리의 구조..... | 82 |
| 5.3 시뮬레이션 및 결과고찰..... | 87 |
| 5.4 결론..... | 89 |
| | |
| 제 6장 결론..... | 90 |
| | |
| 참고문헌..... | 91 |
| Appendix..... | 99 |

그림 목 차

| | | |
|---------|-------------------------------------|----|
| 그림 2.1 | 기관실 감시데이터의 분류..... | 11 |
| 그림 2.2 | 부하에 따른 소기압력의 분포..... | 16 |
| 그림 2.3 | 부하에 따른 소기온도의 분포..... | 17 |
| 그림 2.4 | 부하에 따른 과급기 배기가스온도의 분포..... | 18 |
| 그림 2.5 | 부하에 따른 1번 실린더 배기가스온도의 분포..... | 19 |
| 그림 2.6 | 부하에 따른 2번 실린더 배기가스온도의 분포..... | 20 |
| 그림 2.7 | 부하에 따른 3번 실린더 배기가스온도의 분포..... | 21 |
| 그림 2.8 | 3 방향밸브의 개도에 대한 C.F.W. 기관 입구온도..... | 25 |
| 그림 2.9 | 3 방향밸브의 개도에 대한 C.W. 냉각기 입구온도 | 26 |
| 그림 2.10 | 3 방향밸브의 개도에 대한 C.F.W. 냉각기 입구온도..... | 27 |
| 그림 2.11 | 전동기 전류에 대한 펌프 출구압력의 분포..... | 29 |
| 그림 2.12 | 전동기 전류에 대한 펌프 입구온도의 분포..... | 30 |
| 그림 2.13 | 전동기 전류에 대한 펌프 입구압력의 분포..... | 31 |
| 그림 2.14 | 숙련자에 의한 고장진단..... | 35 |
| 그림 2.15 | 고장진단시스템..... | 39 |
| 그림 3.1 | 데이터 이상감지를 위한 신경회로망의 구조..... | 46 |
| 그림 3.2 | 이상감지를 위한 데이터의 처리..... | 49 |
| 그림 3.3 | 신경회로망을 이용한 데이터 이상감지시스템의 구조..... | 50 |
| 그림 4.1 | 고장진단 엔진..... | 68 |
| 그림 4.2 | 소속 함수..... | 74 |
| 그림 4.3 | 정상상태의 규칙동작 예..... | 77 |
| 그림 4.4 | 고장 예측의 결과 예..... | 78 |
| 그림 5.1 | 연소계통의 고장 확정을 위한 의사결정트리..... | 84 |

| | |
|---|-----|
| 그림 5.2 열교환기시스템의 고장 확정을 위한 의사결정트리..... | 85 |
| 그림 5.3 전동기 및 펌프시스템의 고장 확정을 위한 의사결정트리..... | 86 |
| 그림 A.1 주기관계통..... | 100 |
| 그림 A.2 발전기시스템..... | 104 |
| 그림 A.3 윤활유시스템..... | 106 |
| 그림 A.4 냉각수시스템..... | 108 |
| 그림 A.5 중앙 냉각수시스템..... | 110 |
| 그림 A.6 연료유시스템..... | 112 |
| 그림 A.7 보일러시스템..... | 114 |

표 목 차

| | |
|---|----|
| 표 2.1 디젤 발전기의 운전 범위..... | 14 |
| 표 2.2 부하에 대한 주요 데이터의 군집화..... | 22 |
| 표 2.3 3 방향밸브의 개도에 대한 주요 데이터의 군집화..... | 27 |
| 표 2.4 전동기 전류에 대한 주요 데이터의 군집화..... | 31 |
| 표 3.1 신경회로망의 입력 신호..... | 47 |
| 표 3.2 신경회로망의 출력 신호..... | 48 |
| 표 3.3 신경회로망에 대한 학습 데이터의 결과..... | 52 |
| 표 3.4 예측의 결과(학습 데이터)..... | 53 |
| 표 3.5 예측의 결과(테스트 데이터)..... | 54 |
| 표 3.6 이상감지시스템의 부하에 대한 출력의 일부..... | 55 |
| 표 3.7 신경회로망에 대한 학습 데이터의 결과..... | 56 |
| 표 3.8 예측의 결과(학습 데이터)..... | 57 |
| 표 3.9 예측의 결과(테스트 데이터)..... | 58 |
| 표 3.10 이상감지시스템의 3 방향 밸브의 개도에 대한 출력의 일부..... | 59 |
| 표 3.11 신경회로망에 대한 학습 데이터의 결과..... | 60 |
| 표 3.12 예측의 결과(학습 데이터)..... | 61 |
| 표 3.13 예측의 결과(테스트 데이터)..... | 62 |
| 표 3.14 이상감지시스템의 전동기 전류에 대한 출력의 일부..... | 63 |
| 표 4.1 연소계통의 고장진단용 소속도..... | 70 |
| 표 4.2 디젤기관용 연소계통의 고장진단 규칙..... | 72 |
| 표 4.3 연소계통의 축소된 규칙..... | 73 |
| 표 4.4 축소된 규칙..... | 75 |
| 표 4.5 퍼지추론 사양..... | 76 |

| | |
|-------------------------------|-----|
| 표 A.1 부 계통을 포함한 주기관의 데이터..... | 100 |
| 표 A.2 주기관 데이터..... | 103 |
| 표 A.3 주기관 연소계통 데이터..... | 103 |
| 표 A.4 발전기 데이터..... | 105 |
| 표 A.5 윤활유계통의 데이터..... | 107 |
| 표 A.6 냉각수계통의 데이터..... | 108 |
| 표 A.7 중앙 냉각수계통의 데이터..... | 110 |
| 표 A.8 연료유계통의 데이터..... | 112 |
| 표 A.9 보일러계통의 데이터..... | 114 |

Predictive Fault Diagnosis System of Marine Diesel Engines Using Neural Networks and Fuzzy Inference Technique

Haeng-Choon Chun

Department of Control and Instrumentation Engineering,
Graduate School, Korea Maritime University

Abstract

In recent years, the ship's propulsion engines have tend to be equipped with high efficiency diesel engines because of expensive fuel cost even though they are different according to the cargo.

Their measurement points are substantially increasing over 10 thousands although there are some difference according to degree of automation for propulsion diesel engine room.

Because it is difficult for operators to manage the huge data obtained from various kinds of monitoring and control systems, it is nearly impossible to determine the faults before monitoring systems make alarm. Some faults of systems can be found easily by analyzing one or two data from monitoring systems, while some are very difficult because many data are affected each other, they are called interactive data. But expert engineer can infer the faults by analyzing these various kinds of interactive data obtained from monitoring systems for fault diagnosis of complex system using their skillful experiences and decision making tools.

Therefore in this paper, an predictive fault diagnosis system of marine diesel engines using neural networks and fuzzy inference technique is introduced. The huge data from the monitoring systems are classified into combustion system which is most primitive in diesel engine, heat exchanger systems which are important to operate diesel engine safely and continuously, and motor and pump systems which are inevitable to operate heat exchanger systems. Specially, this paper makes fault diagnosis models by analyzing methods which engineer with expert knowledges infers the faults by analyzing various interactive data and shows to build automatic predictive fault diagnosis systems with three classified subsystems by managing collected data from various monitoring systems using neural networks, fuzzy inference and decision making technique by answer tree. Also this paper shows simulation results and ascertains proposed fault diagnosis systems being applicable to real diesel engine room for three classified subsystems.

Nomenclature

| | |
|----------------------|---|
| C.F.W. | cooling fresh water |
| CS | data of combustion system |
| C.W. | cooling water |
| $f_i(i=1,2,\dots,4)$ | fuzzy input variables |
| F.O. | fuel oil |
| H | high range |
| HFO | heavy fuel oil |
| HI | high effective data |
| HT | data of heat exchanger system |
| I | current [A] |
| I_P | pump motor current [A] |
| L | low range |
| L_D | load [kW] |
| LO | low effective data |
| L.O. | lubricating oil |
| M | medium range |
| MD | medium effective data |
| MDO | marine diesel oil |
| MP | data of motor & pump system |
| n | number of strings or number of parameters |
| P | pressure [MPa] |
| P_A | scavenging air pressure [MPa] |
| P_{CI} | cooling water cooler inlet pressure [MPa] |

| | |
|-------------------------|---|
| P_{CO} | cooling water cooler outlet pressure [MPa] |
| P_F | cooled fluid pressure [MPa] |
| P_{FI} | cooled fluid inlet pressure [MPa] |
| P_{FO} | cooled fluid outlet pressure [MPa] |
| P_{PI} | pump inlet pressure [MPa] |
| P_{PO} | pump outlet pressure [MPa] |
| P_{TI} | T/C inlet pressure [MPa] |
| P_{TO} | T/C outlet pressure [MPa] |
| P_W | cooling water pressure [MPa] |
| P_{WI} | cooling water inlet pressure [MPa] |
| P_{WO} | cooling water outlet pressure [MPa] |
| $R_i[i=1,2,\dots,14]$ | i-th rule |
| T | temperature [$^{\circ}C$] |
| T_A | scavenging air temperature [$^{\circ}C$] |
| T_C | cooling water temperature [$^{\circ}C$] |
| T_{CI} | cooling water cooler inlet temperature [$^{\circ}C$] |
| T_{CO} | cooling water cooler outlet temperature [$^{\circ}C$] |
| T_{EI} | engine inlet temperature [$^{\circ}C$] |
| T_I | inlet temperature [$^{\circ}C$] |
| $T_{iC}[i=1,2,\dots,9]$ | i-th cylinder exhaust gas temperature [$^{\circ}C$] |
| T_F | cooled fluid temperature [$^{\circ}C$] |
| T_{FI} | cooled fluid inlet temperature [$^{\circ}C$] |
| T_{FO} | cooled fluid outlet temperature [$^{\circ}C$] |
| T_{PI} | pump inlet temperature [$^{\circ}C$] |
| T_{PO} | pump outlet temperature [$^{\circ}C$] |

| | |
|---------------------------|--|
| T_{Ti} | T/C exhaust gas inlet temperature [°C] |
| T_{To} | T/C exhaust gas outlet temperature [°C] |
| T_w | cooling water temperature [°C] |
| u | fuzzy output variable [$0 \leq u \leq 1$] |
| V_o | 3 way valve opening [%] |
| V/V | valve |
| x_1, x_2, \dots, x_{13} | input data of neural network |
| y_L | output data of neural network included low range |
| y_M | output data of neural network included medium range |
| y_H | output data of neural network included high range |
| y_x | output data of neural network excluded operating range |

제 1장 서론

1.1 연구 배경

1970년대 이후 두 차례의 석유과동을 겪으면서 그동안 선박 추진기관의 양대 근간을 이루어 왔던 증기터빈 추진선박과 디젤기관 추진선박은 열효율이 좋은 디젤기관 추진선박으로 단일화 되어가고 있는 추세이다. 그리고 80년대에 접어들면서 선박의 대형화와 신속한 물류 처리를 요구하는 추세에 따라 선박추진기관은 대 마력이 필요하게 되었다. 선박추진기관의 출력이 커지면서 디젤기관의 종류도 횡단소기 방식이나 루프소기 방식은 사라지고 효율이 좋은 유니플로우소기 방식으로 통일되게 되었다^[1-4]. 이러한 변화는 자연스럽게 선박 기관실의 일반화에 기여했다. 선박 기관실은 여객이나 취급하는 화물의 종류에 따라서 별도의 계통이 필요하다. 그러나 선박추진계통은 디젤기관을 중심으로 하여 일반화가 이루어졌다. 그 구성은 선박의 추진에 필요한 추진기관을 비롯하여 추진기관의 부계통(sub system), 전기를 얻기 위한 발전기 그리고 기타의 보조기계 및 관련계통으로 이루어진다.

자동화 시스템이 발전하면서 기관실의 자동화 정도는 훨씬 증가하게 되었다. 선박 기관실의 감시계통은 80년대 이전의 선박에서는 약 600개 정도였으나 현재는 약 10,000개 이상의 감시개소로 증가하게 되었다^[5]. 이와 같이 감시되는 데이터의 수가 증가함에 따라 운전자는 감시데이터의 경향을 판단하기 어렵고 중요한 정보를 인지하지 못하는 경우가 있다. 즉 운전자가 각 계통으로부터 감시되는 데이터를 모두 다 인지하고 있기에는 데이터의 양이 너무 많기 때문이다. 더구나 해상생활의 특수성 및 상대적인 처우의 열악성은 운전자의 질적인 저하를 가져왔다. 그에 반해 자동화

시스템은 첨단 기술을 활용함으로써 운전자에게 더욱 높은 기술 수준을 요구하고 있다.

대부분 현재의 감시시스템은 경보점을 설정하여 설정치보다 높거나 낮으면 경보하는 단순비교에 의해 경보하고 있다. 이런 감시시스템은 경보 설정치에 도달하기 전까지는 항상 정상으로 표시되고 설정값에 도달하면 경보하는 시스템이다. 이 방법은 시스템의 고장에 대한 확실한 정보를 하는 반면에 예측적인 측면은 없어서 조기대응이나 예방정비의 계획을 세우는 데는 부적절하다. 그리고 감시데이터의 거동을 파악하여 경보치를 향해 진행되는 것을 미리 알아내거나 할 수 없다. 또 서로 연관 있는 감시데이터를 복합적으로 분석하여 계통의 고장을 진단하는 기능도 없다.

그러나 숙련된 운전자는 감시데이터를 검토하고 몇 가지 조사를 하여 고장을 알아내기도 한다. 이때 운전자는 시스템을 모델링하지 않고도 운전자 자신의 지식과 경험에 의해 감시되는 데이터를 검토하고 분석하여 고장상태를 진단해 낸다. 이러한 방법은 운전 중인 시스템을 정지하거나 개방하여 점검을 하지 않고도 비교적 정확하게 고장을 진단해낼 수 있다.

이러한 숙련된 운전자를 길러내는 것은 많은 비용과 시간을 요구하며 단시간에 이루어지지 않는다. 하지만 숙련된 운전자의 지식과 경험을 일반화된 선박기관실의 감시데이터에 표준화하여 적용시킬 수 있다면 고장을 조기에 발견하고 안정적인 운전을 보장할 수 있게 된다.

따라서 본 논문에서는 감시데이터를 분석하여 전문적인 지식을 기반으로 고장진단을 행하는 방법을 연구하고자 한다. 디젤기관 추진선박의 실제 기관실에 장비된 계통에 적용할 수 있는 전문지식기반 고장진단시스템을 구현하는 방법을 제안하고 시스템을 구성하여 시뮬레이션을 통하여 효용성을 입증하고자 한다.

1.2 종래의 연구

종래의 고장진단은 대부분 모델기반에 근거하여 모델과 실제 시스템과의 오차를 가지고 고장감지 및 진단을 행하는 시스템이 대부분이다. 이러한 모델기반 방법은 Isermann 등에 의해 저차 선형 프로세스의 구동장치 및 측정 장치 등의 고장진단에 적용 및 연구 되어왔다^[6].

그러나 모델기반 방법은 시스템이 선형일 때는 비교적 쉽게 모델링할 수 있으나 시스템의 비선형성이 커지면 모델링이 어렵게 된다. 일반적으로 비선형성이 큰 시스템은 신경회로망이나 퍼지 시스템을 이용하여 모델링한다. Isermann은 자동적으로 퍼지 규칙을 발생시켜서 폐회로 시스템의 고장진단을 행할 수 있는 연구를 행하였다^[7].

또 고장진단을 전력계통에 이용한 예가 있는데 퍼지 숙련자 시스템으로 시스템을 모델링하고 실제시스템과의 오차를 이용하여 고장진단을 행하는 방법이다^[8,9].

Bonivento 등은 선박 추진계통의 고장 허용제어에 대한 연구를 행했다. 프로펠러 피치, 축의 회전수와 디젤기관의 계인 손실을 측정하여 모델링을 행한 후에 모델된 시스템과 실제시스템과의 차이가 참조값 이상이 되면 고장으로 하는 방법으로 고장진단방법을 제안했다^[10]. Sun 등은 시변 소멸계수를 이용한 최소자승추정에 근거한 알고리즘을 이용하는 연구를 수행했다. 이들의 연구는 소멸계수를 이용하여 효과적인 모델방법을 연구하고 이 방법을 이용하여 보일러 증기와 물 계통의 누설감지에 대한 연구를 수행했다^[11].

Parlos 등은 이전의 입출력 관측치를 활용하여 시스템 출력상태를 예측하는 다단계예측기법을 사용하였다. 이들은 반복적인 다층퍼셉트론으로 최적화하는 기법을 사용한 동적반복 신경회로망을 구성하였다^[12].

Sharkey 등은 박용 4사이클 디젤기관의 실린더 내 연소에 대한 고장진단을 행하는 것에 대해 다양한 신경회로망으로 구현하는 방법을 제안하였다^[13].

Chandroth 등은 디젤기관의 실린더 내의 압력에 기초하여 고장진단 하는 방법을 신경회로망을 이용하여 개발하였다^[14].

Nandi 등은 전기기계의 고장진단과 상태감시에 대한 정리를 하였다^[15].

Arefzadeh 등은 디젤기관의 진동을 측정하여 진동해석을 행하고 퍼지 로직을 기반으로 하여 고장진단을 행하는 방법을 제안하였다^[16].

Roemer와 Ghiocel은 통계적 상관관계를 이용하는 센서비교기법을 제안하고 가스터빈기관의 고장진단방법을 개발하였다^[17].

1.3 연구목적 및 내용

본 논문에서는 선박 기관실의 각종 데이터를 분석하여 이상데이터를 찾아내고, 찾아낸 이상데이터에서 서로 연관성이 있는 데이터는 연관을 지어서 고장을 진단하는 전문지식기반 고장진단시스템을 제안하고자 한다. 즉 숙련된 운전자가 감시데이터를 분석하여 고장진단하는 고장진단방법과 유사한 고장진단시스템을 개발하고자 한다.

이러한 고장진단시스템을 구현하기 위하여 먼저 기관실 감시데이터의 특성을 알아본다. 그리고 각 데이터들을 그 특성에 따라 분류하고 데이터 특성에 의한 고장진단 그룹을 구성한다. 또한 감시데이터의 처리는 신경회로망을 사용하고 이상데이터의 처리는 퍼지추론과 의사결정트리를 결합하거나 의사결정트리만으로 처리하는 고장진단시스템을 제안하고자한다.

본 논문은 전 6장으로 구성되어 있다.

제 1장은 서론으로 본 연구의 배경과 종래의 연구에 관해서 논한다.

제 2장은 디젤기관 추진선박의 감시데이터 특성을 조사 분석하여 유사한 시스템별로 데이터를 군집화한다. 또 디젤기관 추진선박의 기관실을 고장진단할 수 있도록 기관실내 계통의 종류에 관하여 논한다. 그리고 숙련된 운전자가 감시데이터로부터 고장진단을 행하는 방법을 모델링한다. 모델링된 방법으로 컴퓨터에 의해 자동으로 고장진단을 수행하도록 하는 전문지식기반 고장진단시스템의 구성에 관하여 논한다.

제 3장에서는 데이터 처리방법에 대해서 논한다. 기계시스템은 환경에 따라 온도, 압력 등 여러 감시데이터가 변하므로 단순히 데이터가 운전범위를 벗어났다고 하여 이상데이터라고 규정할 수 없는 경우가 많다. 따라서 이러한 경우가 참조되도록 데이터처리에 신경회로망을 이용하였다. 이 장에서는 연속적으로 감시되는 데이터로부터 신경회로망을 이용하여 이상

데이터를 감지하는 방법에 관하여 논한다.

제 4장에서는 연관데이터의 고장진단방법에 대해서 논한다. 복잡한 기계 시스템은 상호 영향을 주는 상호 연관데이터가 많으므로 이러한 시스템은 연관데이터를 복합적으로 고려하여 고장을 진단하여야 한다. 신경회로망에 의해 이상데이터가 감지되면 이들 이상데이터를 중심으로 하여 연관데이터를 분류한다. 분류된 연관데이터는 연관성이 포함되도록 퍼지 추론으로 특정한 고장 부분을 알아내도록 하였다. 이러한 지식기반 퍼지 추론을 이용한 고장진단 예측시스템에 관하여 논한다.

제 5장에서는 어느 특정 부분에 고장이 예측되면 관련 데이터를 세부 조사하여 고장결과를 출력하는 시스템에 대하여 논한다. 의사결정트리(answer tree)에 의한 의사결정시스템을 이용하여 세부적으로 고장부분을 찾아가는 고장진단 의사결정트리시스템에 관하여 논한다.

제 6장에서 결론을 맺고 향후 연구과제를 알아본다.

제 2장 선박디젤기관 감시데이터 및 고장진단시스템의 설계

2.1 서언

본 장에서는 디젤기관으로 구동되는 일반적인 선박 기관실의 각 계통별로 감시되는 데이터의 특성에 대하여 고찰한다. 또 이들 데이터를 분류하여 데이터의 군집화를 행한다. 데이터를 기준으로 하여 각 계통간의 관계를 정리하고 디젤기관 추진 선박의 기관실 고장진단을 위하여 필요한 고장진단시스템을 그룹화한다^[18]. 이렇게 그룹화된 고장진단방법의 종류를 분류하고 숙련된 운전자의 고장진단방법을 모델링한 고장진단법을 제안하고자 한다.

숙련된 운전자의 고장진단방법은 다음과 같다. 숙련된 운전자는 각종 감시데이터를 검토하여 이상이 있다고 판단되는 데이터를 분류해 낸다. 분류된 데이터가 그 데이터 자체만으로 고장진단이 충분할 경우는 그 데이터 하나로도 고장을 진단한다. 그러나 연소계통과 같이 여러 데이터가 연관관계를 가질 때에는 연관되는 데이터의 연관관계를 살펴볼 필요가 있다. 보통 이상데이터로 분류된 데이터는 연관데이터의 연관관계를 살펴볼 때나 세부적인 고장조사를 할 때에 그 계통의 고장을 나타내기도 하고 고장을 나타내지 않기도 한다. 숙련된 운전자는 연관데이터가 고장을 나타내지 않아 문제가 없다고 판단되면 이상데이터에서 제외시키고 문제가 있다고 판단되면 몇 가지 조사를 하여 최종 고장결론을 내리게 된다. 이러한 숙련된 운전자의 고장진단방법을 모델링한 기관실 고장진단방법을 제안하고자 한다.

2.2 각 계통의 감시데이터 조사 및 분류

선박 기관실의 각 계통에서 감시되는 데이터를 살펴보면 다음과 같다. 주기관은 여러 부 계통을 수반하며 많은 데이터가 집중되어 있다 (Appendix A 참조)^[19]. 여기서는 각종 부 계통의 데이터는 따로 독립시켜 해당되는 부 계통의 데이터에 포함시킨다. 주기관의 감시 데이터는 다른 계통에 비해서 많은데 연소계통 데이터로서 각 실린더 배기가스 온도, 과급기 배기가스 및 공기 입출구온도, 소기온도, 소기압력, 연료유 온도, 연료유 압력 등이 있으며, 냉각수 기관입구온도, 각 실린더 냉각수 출구온도, 윤활유 기관 입구온도, 각 베어링의 온도, 과급기 공기 입출구압력, 공기냉각기 입출구온도, 연료분사펌프 인덱스(index), 기관 회전수 등이 있다. 각종 부 계통의 데이터를 제외하면 연소계통의 데이터가 주로 주기관의 데이터로 남게 된다.

윤활유계통은 윤활유 펌프 출구압력과 윤활유 냉각기 윤활유 입출구온도, 윤활유 냉각기 냉각수 입출구온도(직접 해수냉각의 경우에는 해수온도), 윤활유 온도제어기 출력신호, 윤활유 기관 입구온도, 윤활유 필터 입출구압력 및 차압, 윤활유 섬프탱크 액위(level) 등의 감시데이터가 있다.

냉각청수계통은 냉각수펌프 입출구압력, 냉각청수 냉각기 입출구온도, 냉각수 냉각기 입출구온도, 냉각청수 온도제어기 출력신호, 냉각청수 주기관 입구온도, 냉각수 팽창탱크 수위 등의 감시데이터가 있다.

중앙 냉각청수계통은 중앙 냉각청수 순환펌프 입출구압력, 중앙 냉각청수 냉각기 입출구온도, 중앙 냉각청수 냉각기 해수 입출구온도, 중앙냉각청수 온도제어기 출력신호, 중앙 냉각청수 팽창탱크 수위 등의 감시데이터가 있다.

연료유계통은 연료유 서비스탱크 액위, 연료유 서비스탱크 온도, 연료

유 유량계 지시치, 연료유 승압펌프 입출구압력, 연료유 가열기 입출구온도, 연료유 점도조절계 지시치 및 제어치, 연료유필터 입출구압력 및 차압, 연료유 기관 입구압력, 연료유 기관 입구온도 등의 감시데이터가 있다.

보일러계통의 감시데이터는 연료유 서비스탱크 온도, 유량계 지시치, 보일러 연료유 펌프 입출구압력, 보일러 연료유가열기 입출구온도, 보일러 연료유가열기 온도제어기 출력신호, 보일러 연료유 압력제어기 출력신호 그리고 보일러 급수 필터탱크 수위, 보일러 급수펌프 입출구압력, 보일러 급수온도, 보일러 급수 압력제어기 출력신호, 보일러 수위, 보일러 압력, 순환수 펌프 입출구압력, 대기압 응축기 응축수온도 등의 감시데이터가 있다.

각 계통의 감시데이터를 살펴보면 주로 온도 및 압력 데이터와 기타 유량 데이터, 액위 데이터 등이 있다. 온도 데이터는 보통 200℃이하의 데이터가 대부분이며, 주기관 및 발전기관의 배기가스 온도, 과급기 배기가스 온도 등의 데이터는 300℃이상의 고온 데이터로 분류된다. 압력 데이터는 대부분 10kg/cm² 이하이나 압축공기와 보일러 증기의 압력이 10kg/cm²를 넘는 압력으로 구성된다. 이들 데이터는 한 데이터가 낮거나 높음으로서 다른 데이터를 낮게 또는 높게 하는 상호 영향을 주는 연관성데이터와 상호 연관성이 없는 단순데이터로 구분할 수 있다. 그리고 데이터 하나하나로는 별 의미가 없는 단순데이터라 할지라도 여러 데이터가 모여서 전체 계통의 거동을 보여 주는 경우도 있다.

감시되는 데이터는 특정한 참조값을 기준으로 하여 그 값 이상에서는 정상이고 이하에서는 이상이라고 하기가 곤란한 경우도 있다. 예를 들어 배기가스 온도가 380℃ 이상일 경우를 고온이라고 하면 379℃나 381℃의 온도는 정상과 고온으로 각각 분류되는데 배기가스 온도 1~2℃차이

는 별 의미가 없기 때문이다. 그러나 참조값과 차이가 많이 나는 데이터는 주목의 대상이 된다. 정상데이터는 차츰 정상적인 영역을 벗어나 이상영역으로 이동하며 이러한 경향은 이상 여부를 판단하는 데 중요한 역할을 한다. 상호 영향을 미치는 연관성데이터의 이상여부는 주목하는 데이터에 영향을 주는 다른 연관성데이터에 의한 것인지 또는 주목 데이터 자체의 이상에 의한 것인지에 따라 고장원인이 다를 수 있다. 따라서 단순히 주목 데이터만 가지고 고장진단을 하게 되면 올바른 고장진단을 수행할 수가 없게 된다. 배기가스 온도는 이의 대표적인 예로서, 부하가 높으면 실린더 내에서 연소되는 연료가 많아져 배기가스 온도가 높을 것으로 생각되나 실제로는 부하에 따라서 비례하지 않는다. 배기가스 온도 데이터만으로는 정상인 데이터와 이상인 데이터를 분류하기가 곤란하다. 즉 특정한 참조값을 기준으로 하여 데이터의 이상 유무를 판단하기가 곤란하다.

여기서 각 계통 데이터의 특성은 각 계통이 대부분 온도 데이터와 압력 데이터로써 구성된 유사한 특성을 가지고 있다는 것이다.

첫째로 주기관이나 발전기관의 중요한 데이터는 대부분이 연소계통의 데이터이므로 연소계통의 고장진단방법을 표준으로 모델링할 수 있고 연소계통의 데이터로 분류하면 된다.

둘째로 냉각기나 가열기를 장비한 계통이 많은데 이 계통은 대부분 냉각하는 유체나 가열하는 유체의 온도를 제어한다는 유사한 특징이 있으므로 열교환기에 대한 고장진단방법을 표준으로 모델링할 수 있고 열교환기용 데이터로 분류할 수 있다.

셋째로 각 계통에서 온도를 제어하고자 하는 유체를 순환시키기 위해서 펌프를 사용하는 특징이 있으므로 전동기와 펌프를 고장진단 하는 모델로 표준화시킬 수 있고 전동기 및 펌프용 데이터로 분류가 가능하다.

즉 선박의 기관실의 운전 데이터는 특성이 비슷한 것들끼리 모아보면 크게 주기관이나 발전기관의 연소계통 관련 데이터와 각종 열교환기에 대한 데이터 그리고 전동기 및 펌프에 대한 데이터군으로 대별할 수 있다. 이들 군집된 데이터는 연소계통은 연소계통대로, 열교환기계통은 열교환기계통대로, 전동기 및 펌프계통은 전동기 및 펌프계통대로 각각 같은 방법으로 데이터를 처리할 수 있는 특징이 있다. 이렇게 분류하면 선박 기관실의 각종 계통에 관련된 데이터의 90%이상이 이러한 분류에 속하게 된다. 그림 2.1은 디젤기관 추진 기관실에서 감시된 데이터의 분류도를 보여준다.

기타의 액위, 유량, 회전수 등의 데이터는 그 자체를 고장진단할 만한 중요한 데이터로 분류되지는 않는다.

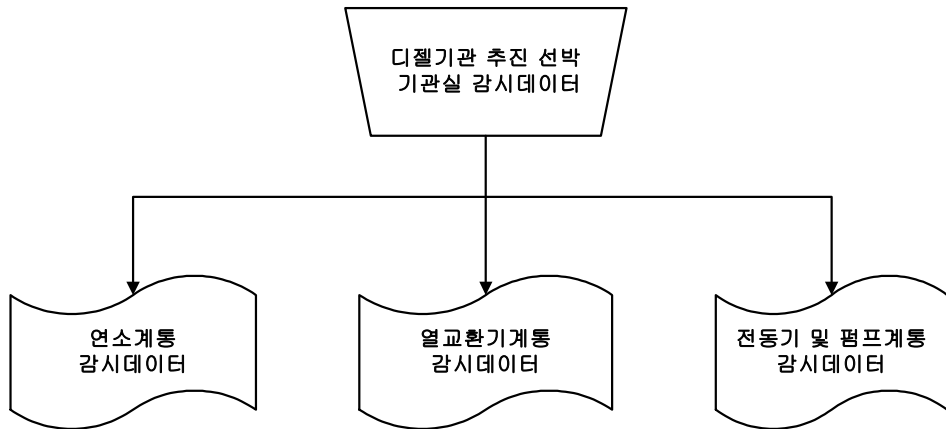


그림 2.1 기관실 감시데이터의 분류

Fig. 2.1 Classification of data monitored in engine room

2.3 실선 운전데이터 특성

실선의 각종 운전데이터는 크게 분류하면 온(on)상태와 오프(off)상태를 나타내는 이산신호 데이터와 온도 및 압력 데이터 같은 아날로그(analog) 신호 데이터로 나눌 수 있다. 이산신호 데이터는 특별한 경우를 제외하고 정상운전상태에서 바뀌는 경우가 없으므로 중요하게 고려할 사항은 아니나 아날로그 데이터는 시간에 따라서 변화하는 신호이므로 그 변화를 살펴볼 필요가 있다. 운전자는 아날로그신호의 변화를 잘 분석하면 고장에 대한 중요한 정보를 얻을 수 있다. 예를 들어 중요한 데이터가 경보값이나 정지값을 향해 계속 진행할 경우를 살펴본다. 중요한 데이터가 경보값이나 정지값에 도달하기 전에 운전자가 그 진행상태를 인지할 수 있다면 운전자는 경보나 정지 전에 적절한 예방조치를 취할 수 있다. 따라서 운전자는 아날로그신호를 잘 분석하면 플랜트의 사고나 예기치 못한 정지를 예방할 수 있게 되고 운전신뢰도를 높일 수 있다. 그러나 많은 감시데이터에 대해서 운전자가 실시간으로 이러한 분석을 해 내기는 어렵다. 여기서 데이터 분석을 위해 감시데이터의 특성을 고찰해 본다. 고찰할 데이터는 실선에서 운항중에 수집된 데이터를 가지고 그 특성을 살펴본다.

2.3.1 연소계통의 데이터 특성

모델이 된 선박의 로그북(log book)에 기록된 디젤기관의 데이터를 살펴보면 표 2.1과 같다. 데이터들은 선박의 이동특성에 의한 지역적인 영향을 받아서 같은 부하 조건이라도 그 경향은 다르게 나타난다. 즉 각종 운전 데이터의 경향은 똑같은 부하 조건이라도 덩고 습한 지역이나 춥고 건조한 지역 등에서 다르게 나타난다. 물론 이동성이 없는 기관이라도 운

전데이터의 경향은 계절이나 날씨의 변화와 같이 외적환경 변화나 디젤기관내의 연소상태 등 내적환경 변화에 따라 다르게 나타난다. 이것은 어느 특정한 조건을 기초로 하여 고장진단을 행할 경우에는 내 외적환경 변화에 따라 오진단을 할 수 있다는 것을 암시한다. 또한 디젤기관의 운전데이터는 정속운전기관일 경우와 변속운전기관일 경우에 따라 그 변화 경향은 크게 차이가 있다.

표 2.1 디젤 발전기의 운전범위

Table 2.1 Operation ranges of a diesel generator engine

| No. | 데이터 명 | 정상 운전범위 | 비고 |
|-----|-------------|-------------|--------------------------------|
| 1 | LOAD | 750 - 900 | 발전기 부하 (kW) |
| 2 | AMP | 1150 - 1350 | 발전기 전류 (A) |
| 3 | L.O.IN.PR | 3.7 - 4.0 | 윤활유 입구압력(kg/cm ²) |
| 4 | F.O.IN.PR | 7.0 - 8.5 | 연료유 입구압력(kg/cm ²) |
| 5 | SCAV.PR | 0.6 - 1.0 | 소기압력(kg/cm ²) |
| 6 | F.W.IN.PR | 1.6 - 2.6 | 냉각청수 입구압력(kg/cm ²) |
| 7 | S.W.PR | 2.3 - 3.0 | 해수 압력(kg/cm ²) |
| 8 | F.W.IN.TMP | 70 - 80 | 냉각청수 입구온도(℃) |
| 9 | LW.CYL | | 최저냉각수 출구온도 실린더 번호 |
| 10 | LW.TMP | 75 - 81 | 최저냉각수 출구온도(℃) |
| 11 | HW.CYL | | 최고냉각수 출구온도 실린더 번호 |
| 12 | HW.TMP | 78 - 84 | 최고냉각수 출구온도(℃) |
| 13 | 1EX.TMP | 300 - 340 | 1번 배기가스 출구온도(℃) |
| 14 | 2EX.TMP | 300 - 340 | 2번 배기가스 출구온도(℃) |
| 15 | 3EX.TMP | 300 - 340 | 3번 배기가스 출구온도(℃) |
| 16 | 4EX.TMP | 300 - 340 | 4번 배기가스 출구온도(℃) |
| 17 | 5EX.TMP | 300 - 340 | 5번 배기가스 출구온도(℃) |
| 18 | 6EX.TMP | 300 - 340 | 6번 배기가스 출구온도(℃) |
| 19 | 7EX.TMP | 300 - 340 | 7번 배기가스 출구온도(℃) |
| 20 | 8EX.TMP | 300 - 340 | 8번 배기가스 출구온도(℃) |
| 21 | 9EX.TMP | 300 - 340 | 9번 배기가스 출구온도(℃) |
| 22 | T/C.OUT | 360 - 390 | 터보차저 배기가스 출구온도(℃) |
| 23 | L.O.IN.TMP | 54 - 62 | 윤활유 입구온도(℃) |
| 24 | F.O.IN.TMP | 135 - 145 | 연료유 입구온도(℃) |
| 25 | SCAV.TMP | 42 - 52 | 소기온도(℃) |
| 26 | GEN.BR.TMP | 58 - 65 | 발전기 베어링 온도(℃) |
| 27 | S.W.TMP | 15 - 32 | 해수 온도(℃) |
| 28 | L.O.SMP.LVL | 6.0 - 8.0 | 윤활유 섬프탱크 레벨(x10%) |

디젤기관의 연소계통에 대한 온도와 압력은 부하가 커지면 연료 연소량이 많아지므로 부하에 종속되어 변할 것으로 추정된다. 연소계통에 관련된 데이터를 부하에 따른 데이터의 분포로 나타내 보면 그림 2.2에서 그림 2.7과 같다. 그림에 나타난 데이터의 플로팅 값은 사용된 소프트웨어의 특성상 주변에 있는 데이터를 군집화하여 대푯값으로 플로팅 하므로 데이터가 연속성이 없는 것처럼 보이나 실제로는 플로팅 지점 주위에도 많은 데이터가 분포하고 있다. 부하에 대한 소기압력, 소기온도, 과급기 입구온도, 배기가스 온도 등의 데이터 분포는 부하와 상호 논리적인 연관 관계를 찾아내기가 어렵다. 즉 부하가 낮은 경우에 소기압력이 높게 나타나기도 하고 또 낮게 나타나기도 한다. 기타 배기가스 온도, 소기온도, 과급기 입구온도 등도 소기압력과 마찬가지로이다. 이것은 정상적인 운전상태에서 각 데이터의 높고 낮은 분포가 부하에 종속되어 변하지 않음을 나타낸다. 따라서 한 데이터의 높거나 낮은 경향을 가지고 부하가 높다거나 낮다고 판단할 수 없다. 또 이것은 단순히 한 데이터의 높거나 낮음을 가지고 이 데이터가 포함된 계통에 이상이 있을지를 판단하기가 어렵다는 것이다. 이와 같이 연소계통에 해당하는 데이터는 부하와 단순한 연관이 있다고 보기 어렵고 연관되는 여러 데이터가 복합적으로 영향을 미친다고 볼 수 있다.

표 2.2는 연소계통의 데이터 중에서 부하와 밀접한 관계가 있는 중요데이터의 분포관계를 알아보기 위하여 부하가 높다, 중간, 낮다의 경우에 따라 소기압력, 소기온도, 과급기 배기가스 입구온도 및 1번 배기가스 온도의 군집화를 표로 정리한 것이다.

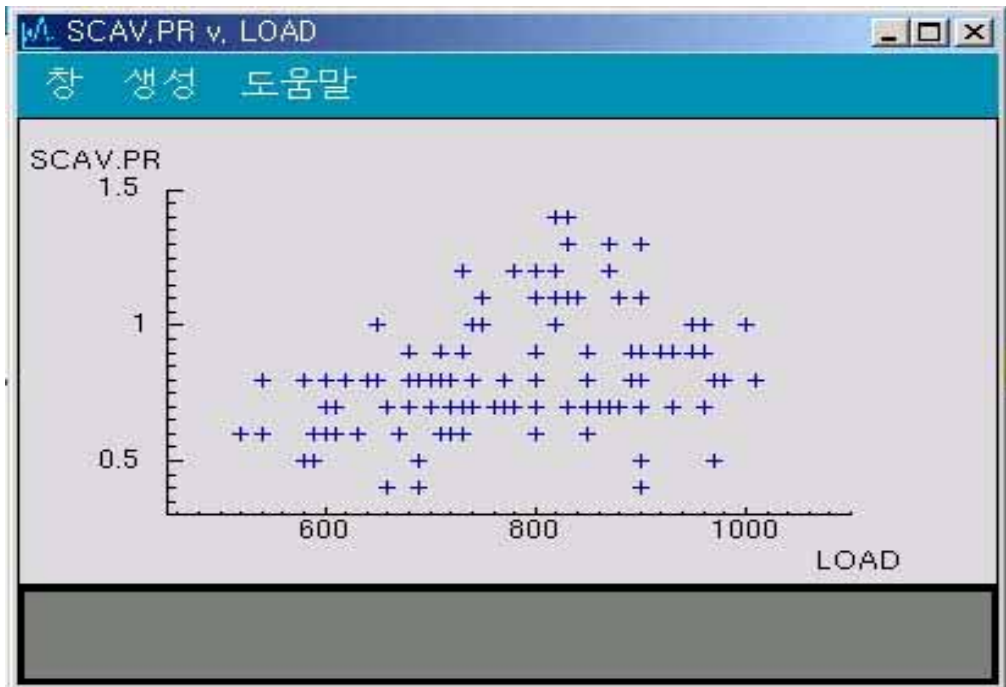


그림 2.2 부하에 따른 소기압력의 분포

Fig. 2.2 Distribution of scavenging air pressure[MPa] vs load[kW]

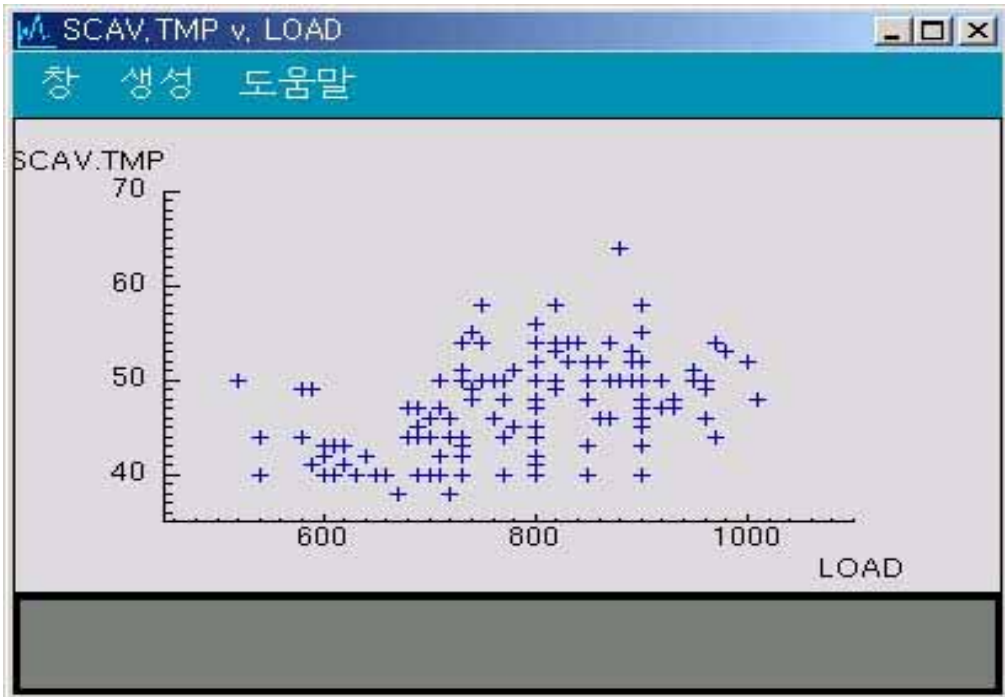


그림 2.3 부하에 따른 소기온도의 분포

Fig. 2.3 Distribution of scavenging air temperature[°C] vs load[kW]

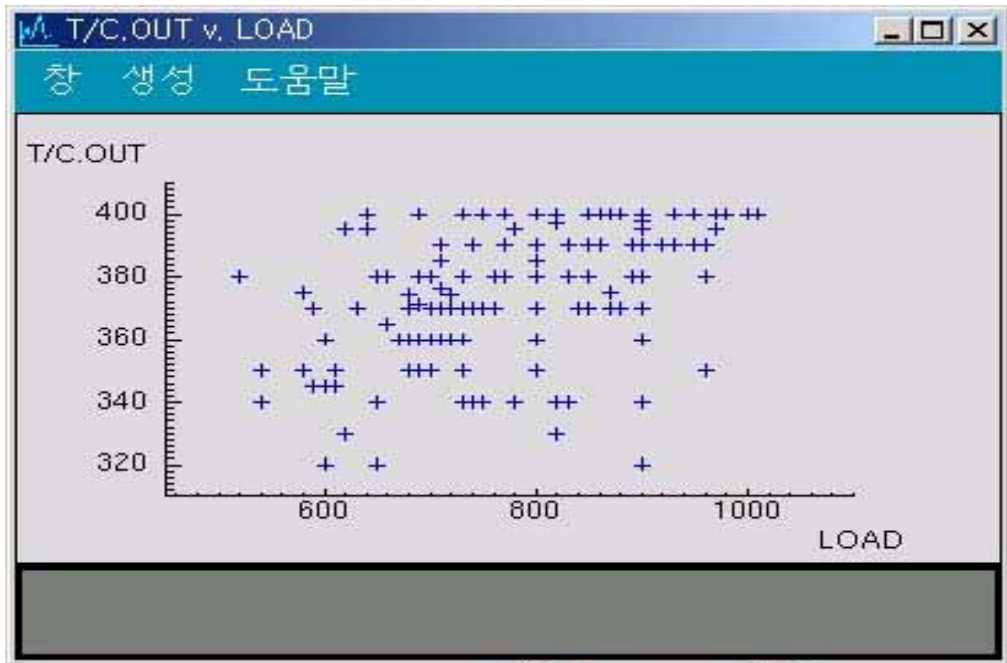


그림 2.4 부하에 따른 과급기 배기가스온도의 분포

Fig. 2.4 Distribution of exhaust gas temperature of T/C[°C] vs load[kW]

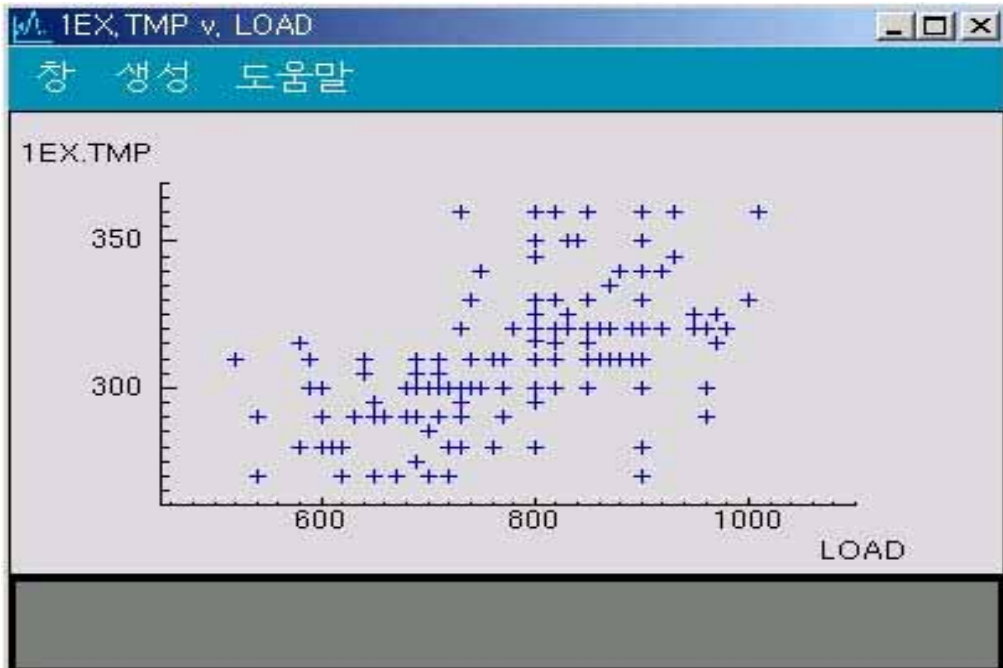


그림 2.5 부하에 따른 1번 실린더 배기가스온도의 분포

Fig. 2.5 Distribution of exhaust gas temperature of no.1 cylinder[°C] vs load[kW]

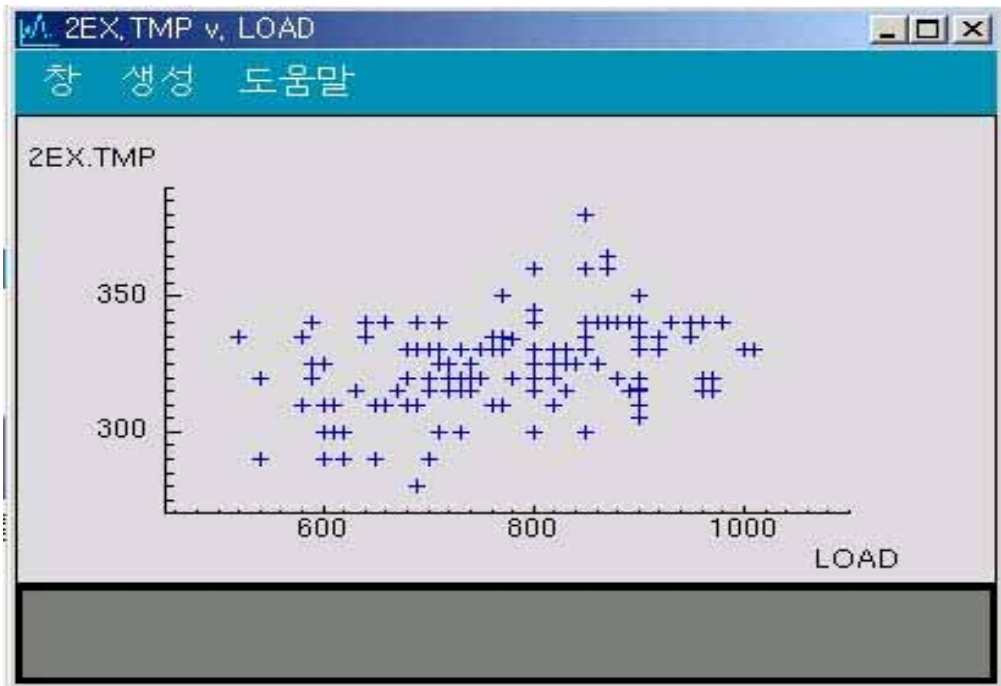


그림 2.6 부하에 따른 2번 실린더 배기가스온도의 분포

Fig. 2.6 Distribution of exhaust gas temperature of no.2 cylinder[°C] vs load[kW]

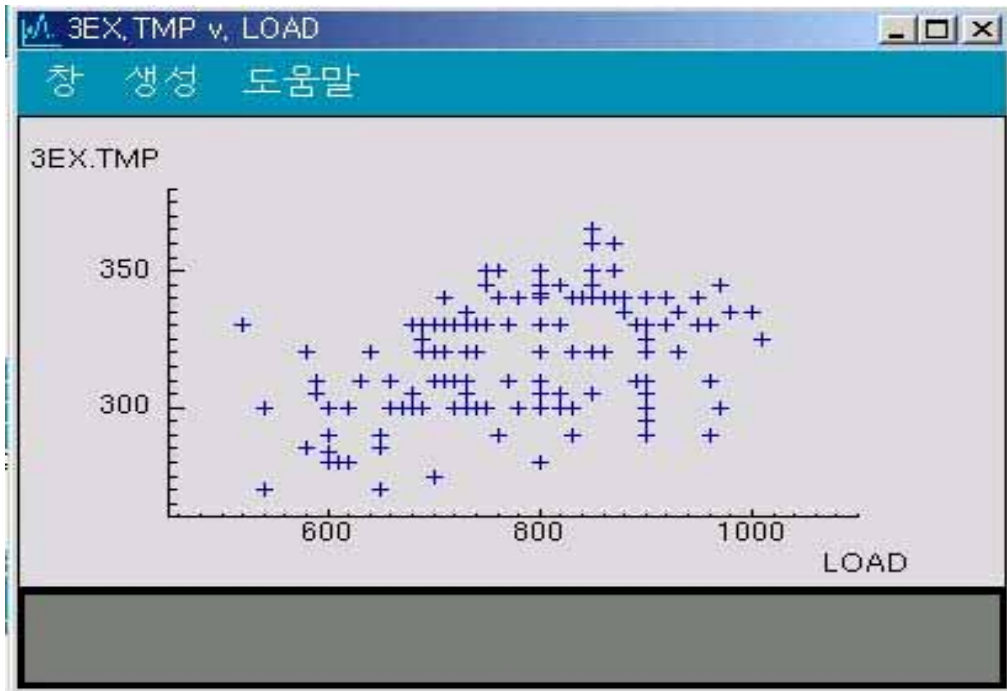


그림 2.7 부하에 따른 3번 실린더 배기가스온도의 분포

Fig. 2.7 Distribution of exhaust gas temperature of no.3 cylinder[°C] vs load[kW]

표 2.2 부하에 대한 주요 데이터의 군집화

Table 2.2 Clustering of main data vs load[%]

| | 빈도(%) | L _D | | |
|-----------------|-------|----------------|------|------|
| | | H | M | L |
| P _A | H | 25.0 | 37.7 | 7.6 |
| | M | 62.5 | 62.3 | 81.8 |
| | L | 12.5 | 0 | 10.6 |
| T _A | H | 25.0 | 34.8 | 6.1 |
| | M | 71.9 | 55.1 | 62.1 |
| | L | 3.1 | 10.1 | 31.8 |
| T _{TI} | H | 65.6 | 46.4 | 12.1 |
| | M | 18.8 | 36.2 | 54.5 |
| | L | 15.6 | 17.4 | 33.3 |
| T _{IC} | H | 25.0 | 17.4 | 3.0 |
| | M | 65.6 | 75.4 | 51.5 |
| | L | 9.4 | 7.2 | 45.5 |

여기서 각종 데이터의 높다, 중간, 낮다라는 것은 표 2.1에서와 같이 기관 제조자의 운전 매뉴얼을 참조하여 범위를 정하고 아날로그신호를 일정한 샘플링 주기마다 디지털 값으로 읽어 들여서 양자화된 신호들이 이 범위에 속할 때 그 값을 각각 세 가지 부류로 분류한 것이다. 표 2.2에 의하면 부하가 높은 경우에 소기압력 분포가 높다(H)는 25.0%, 중간(M)은 62.5%, 낮다(L)는 12.5%로 되어 있다. 부하가 높으면 배기가스의 열에너지가 높아 과급기의 회전수를 높히므로 소기압력이 높아질 것으로 예상되나 실제 운전 데이터 분석에 의하면 오히려 부하가 높더라도 소기압력이 중간의 경우가 더 많으며 낮다의 경우도 12.5%나 됨을 알 수 있다. 따라서 부하가 높을 때 소기압력이 낮다인 12.5%의 경우도 고장이라고 판정할 수 없게 된다. 부하에 의해 영향을 받는 데이터이지만 이들 데이터가 부하의 변화에 따라서 일정하게 변화하지 않는 것을 알 수 있다. 소기온도, 과급기 입출구온도 및 실린더의 배기가스 온도 등도 이와 유사하

며 특히 실린더 배기가스 온도의 경향은 실린더마다 다르게 나타남을 알 수 있다. 이와 같이 상기 데이터는 부하에 영향을 받는 데이터임에는 틀림없지만 데이터 단독으로는 부하와 연관성을 짓기가 곤란한 데이터들이다. 이것은 부하의 변화에 따라 여러 데이터가 복합적으로 영향을 받기 때문이다.

따라서 상기 데이터처럼 복합적으로 영향을 받는 데이터는 개별적인 데이터의 범위에 따라 높다, 중간, 낮다라고 일률적으로 규정하여 진단하는 것은 무리가 있고, 연관된 데이터를 군집화하여 처리할 필요가 있다^[5]. 디젤기관의 연소계통에 관련된 데이터는 연관데이터가 많은 것이 특징이다. 즉 연소계통의 고장진단은 어느 한 데이터를 중심으로 하기가 곤란하고 배기가스 온도, 소기압력과 온도 등 연소계통에서 영향을 받는 복합데이터를 가지고 연소계통의 이상 유무를 판단하는 것이 바람직하다. 신경 회로망은 이러한 문제를 해결하는데 좋은 방법이 될 수 있다.

2.3.2 열교환기계통의 데이터 특성

열교환기계통은 주로 주기관의 부 계통으로 이루어져 있다. 또 열교환기계통은 각각 독립된 제어 시스템을 장비하고 있으므로 주기관의 부하가 증가한다 하더라도 주기관에 항상 적정한 온도의 유체가 공급되도록 되어 있다. 부하 변동에 따라 증감되는 열량은 온도제어기로 항상 일정한 온도가 되도록 제어된다. 온도제어는 열교환기를 통하는 유체 양과 바이패스(bypass)되는 유체 양을 조정하는 3방향 밸브의 개도를 조정하여 항상 원하는 온도가 되도록 제어한다. 여기서 열교환기의 데이터중 냉각기에서 냉각되어지는 유체는 냉각유체라 표현하고 냉각시키는 유체는 주로 물로 냉각하므로 냉각수로 표현한다. 운항 중에는 부하가 대체적으로 일정한

편이나 냉각수 온도가 변함으로서 열교환기의 냉각열량의 증감이 있을 때에도 역시 온도제어기는 3방향 밸브의 개도 조정으로 유체의 온도를 일정하게 유지할 수 있다. 즉 열교환기계의 3방향 온도 조절밸브의 개도는 유체의 열량변화와 냉각수의 온도변화에 의해서 변하게 되므로 일반적으로 부하에 비례하여 변화하지 않는다. 이와 같이 데이터의 관계가 서로 연관된 데이터끼리 복합적으로 작용하고 있을 때는 연소계통처럼 열교환기계의 이상 유무는 신경회로망을 이용하여 해결할 수 있다.

실선에서 수집한 243조의 열교환기 데이터를 분석한다. 이들 데이터에서 주기관 자켓냉각수의 데이터 특성을 살펴보면 그림 2.8에서 그림 2.10과 같다. 그림 2.8은 자켓 냉각수의 기관 입구온도와 3방향 밸브의 개도와의 관계를 나타낸 것이다. 3방향 밸브의 개도가 25%에서 30% 정도로 변화할 때 기관 입구온도는 76℃에서 79℃까지 변하고 있다. 온도제어기는 기관 출구온도가 항상 일정하도록 조정하므로 기관입구온도와 3방향 밸브와의 관계가 강한 연관관계를 보이지는 않는다. 그림 2.9는 냉각수 입구온도와 3방향 밸브의 개도와의 관계를 나타낸 것으로 그림과 같이 비례하는 경향을 보이나 역시 서로 강한 연관관계를 보이지는 않는다.

또 실제 선박의 온도제어기는 정밀한 제어를 하지 않고 어느 정도의 불감대를 가지고 제어 하므로 데이터의 분포가 강한 연관관계를 보이지 않는다. 그림 2.10은 냉각기의 냉각청수 입구온도(기관냉각청수 출구온도)와 3방향 밸브와의 관계를 나타내고 있다. 데이터의 나타난 특징은 다른 것과 마찬가지로 기관냉각청수의 출구온도와 3방향 밸브의 개도는 강한 연관관계를 보이지 않는다. 즉 3방향 밸브의 개도는 주로 주기관의 부하에 의해 증감되는 열량과 냉각수 온도변화에 따라 변화하고 또 냉각기의 오손정도에 따라서도 변화한다.

표 2.3은 열교환기시스템의 중요 데이터에 대한 관계를 정리한 것이다. 대체적으로 각 데이터 간에 서로 연관관계가 있음을 보이고 있다. 따라서 이런 시스템도 여러 데이터의 연관성을 고려한 이상 유무는 신경회로망을 이용하여 해결할 수 있다. 열교환기시스템은 연관되는 데이터의 수가 연소 시스템에 비해 많지 않으므로 데이터처리가 간단하다.

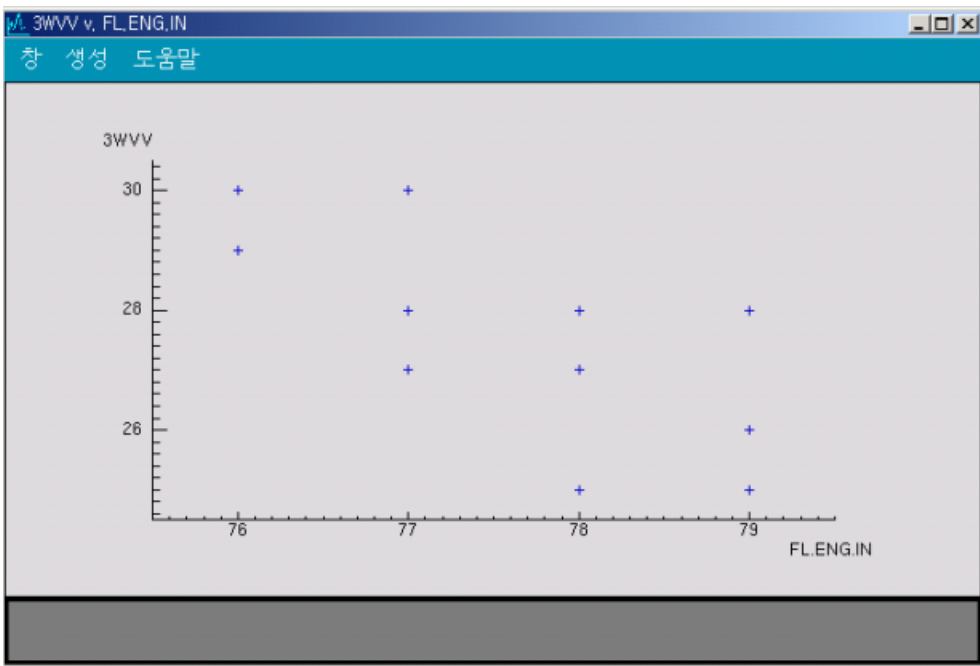


그림 2.8 3 방향밸브의 개도에 대한 C.F.W. 기관 입구온도
 Fig. 2.8 Distribution of C.F.W. engine inlet temperature[°C] vs opening of 3 way valve[%]

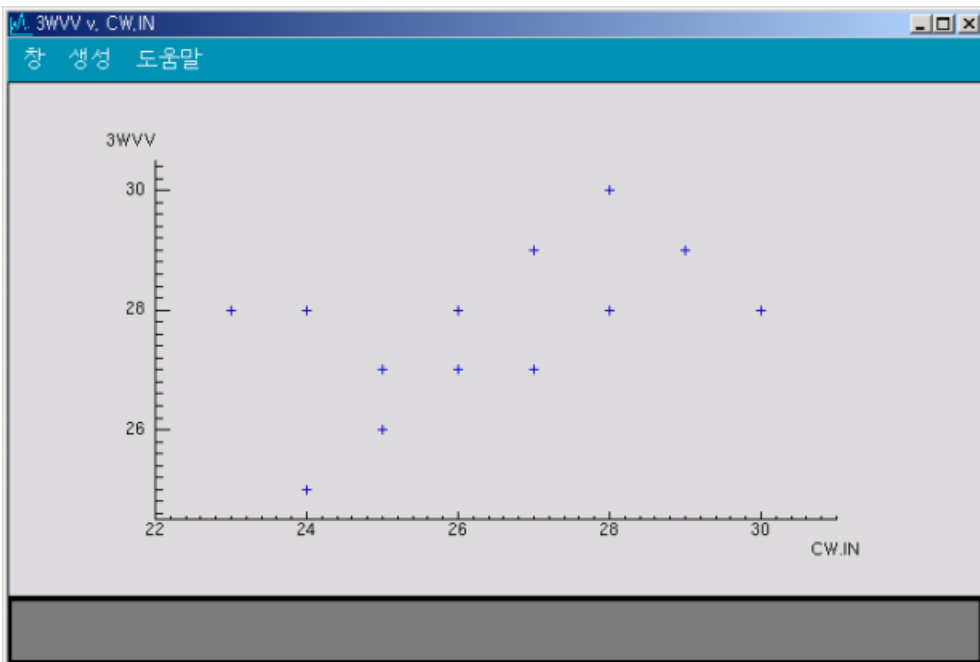


그림 2.9 3 방향밸브의 개도에 대한 C.W. 냉각기 입구온도
 Fig. 2.9 Distribution of C.W. cooler inlet temperature[°C] vs opening of 3 way valve[%]

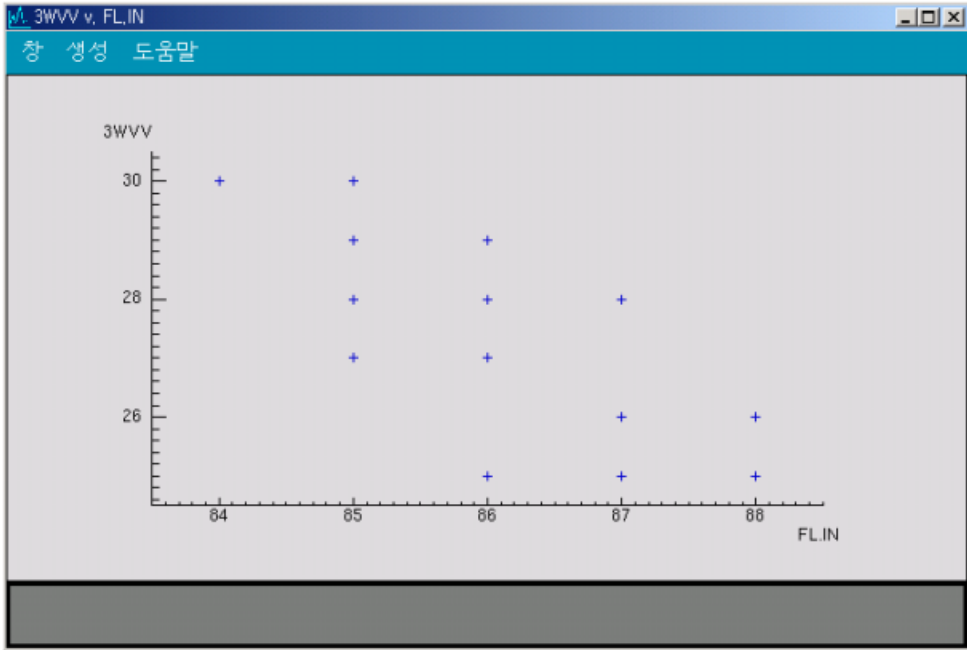


그림 2.10 3 방향밸브의 개도에 대한 C.F.W. 냉각기 입구온도
 Fig. 2.10 Distribution of C.F.W. cooler inlet temperature[°C] vs opening of 3 way valve[%]

표 2.3 3 방향밸브의 개도에 대한 주요 데이터의 군집화

Table 2.3 Clustering of main data vs opening of 3 way valve[%]

| | 빈도(%) | V _o | | |
|-----------------|-------|----------------|------|------|
| | | H | M | L |
| T _{EI} | H | 0 | 15.4 | 100 |
| | M | 44.4 | 69.2 | 0 |
| | L | 55.6 | 15.4 | 0 |
| T _{CI} | H | 50 | 41.7 | 0 |
| | M | 50 | 58.3 | 63.6 |
| | L | 0 | 0 | 36.4 |
| T _{FI} | H | 0 | 33.3 | 100 |
| | M | 50 | 58.3 | 0 |
| | L | 50 | 8.4 | 0 |

2.3.3 전동기 및 펌프 데이터 특성

주기관의 각 부 계통은 유체를 순환시키기 위해서 전동기 및 펌프계통이 필요하다. 선박 기관실의 각 계통의 순환 시스템은 거의 비슷한 형태로 구성되어 있다. 전동기는 대부분 440V용 3상 농형 유도전동기가 쓰여지고 있다. 유도 전동기는 부하의 증감에 따라 슬립의 변화를 가져오고 또한 전류의 변화도 가져온다. 선박 기관실에 사용되는 유도 전동기로 구동되는 펌프는 대부분이 원심 펌프이며 가끔 왕복동 펌프가 쓰여 지기도 한다.

전동기와 펌프계통의 데이터는 주로 전동기의 전류, 펌프의 입구압력 및 출구압력, 펌프의 입구나 출구의 온도 등이 있는데 비교적 관련되는 데이터 수가 적기 때문에 다른 계통에 비해 전동기 및 펌프계통은 데이터 처리가 간단하다. 그림 2.11에서 그림 2.13에는 실선에서 수집한 85세트의 데이터에 대해서 분석한 전동기 전류에 대한 펌프의 출구압력, 입구온도, 입구압력 등의 관계가 도시되어 있다. 나타낸 데이터는 소프트웨어의 특성상 주위의 데이터를 군집화하여 대푯값을 나타내므로 데이터의 분포가 그림처럼 나타난다. 펌프의 부하가 변동되면 전동기의 구동토크에 변화가 생기므로 전동기의 전류가 변하게 된다. 전동기의 전류는 펌프의 유량과 관계가 있다. 또 전동기의 전류는 펌프의 출구압력이나 입구온도에 대하여는 연관관계가 약하다. 그러나 예로 든 펌프는 보조해수 펌프로 선박의 흘수가 거의 일정하므로 입구압력은 전동기의 전류와 무관한 것으로 나왔다. 이 펌프는 4극, 37kW, 전동기로 구동되는 262m³ x 30MTH의 펌프이다. 원심펌프의 구동력은 토출되는 유량과의 관계가 있으므로 감시되는 데이터의 어느 한 가지로서 상태를 판단 하기는 곤란하다. 표 2.4는 이러한 각 데이터를 비교하여 정리한 것으로 각 데이터가 전동기의 전류

와 연관관계가 약하다는 것을 보여주며 특히 펌프 입구압력은 전류에 상관없이 항상 일정하다는 것을 보인다. 이것은 펌프의 입구압력은 선박의 흘수에 영향을 받기 때문이다.

전동기의 전류는 펌프계통의 다른 데이터와 복합적으로 연관관계를 가지고 변하고 있다. 따라서 이런 계통도 데이터처리는 신경회로망을 이용하여 이상 유무를 해결하는 것이 가능하다.

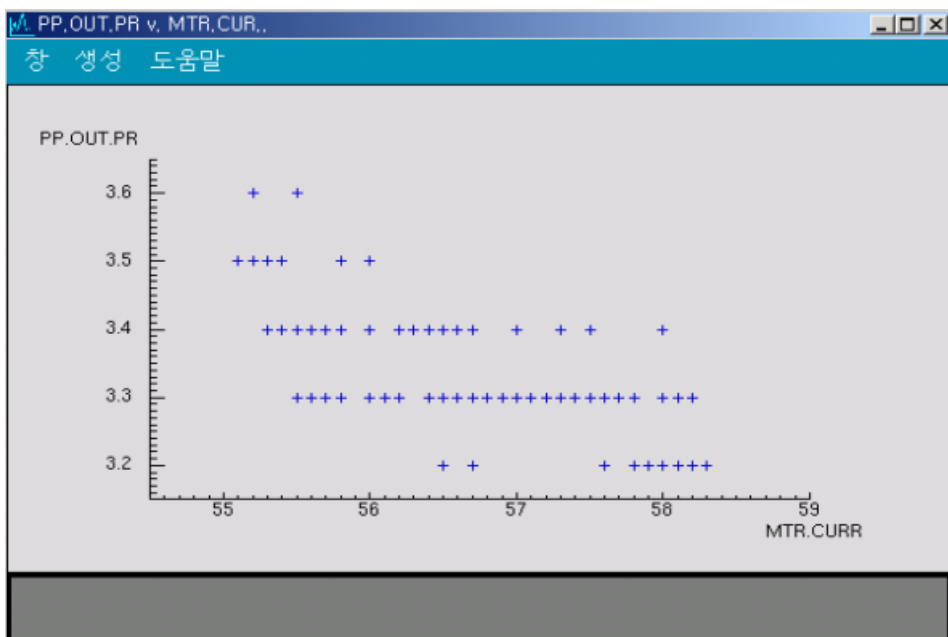


그림 2.11 전동기 전류에 대한 펌프 출구압력의 분포
 Fig. 2.11 Distribution of pump outlet pressure[MPa] vs motor current[A]

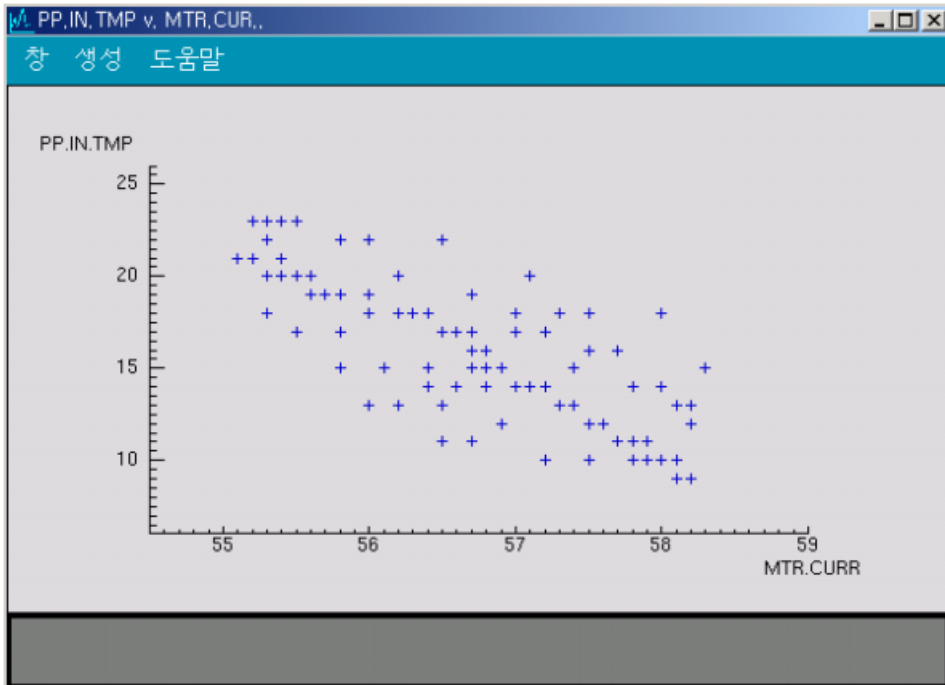


그림 2.12 전동기 전류에 대한 펌프 입구온도의 분포

Fig. 2.12 Distribution of pump inlet temperature[°C] vs motor current[A]

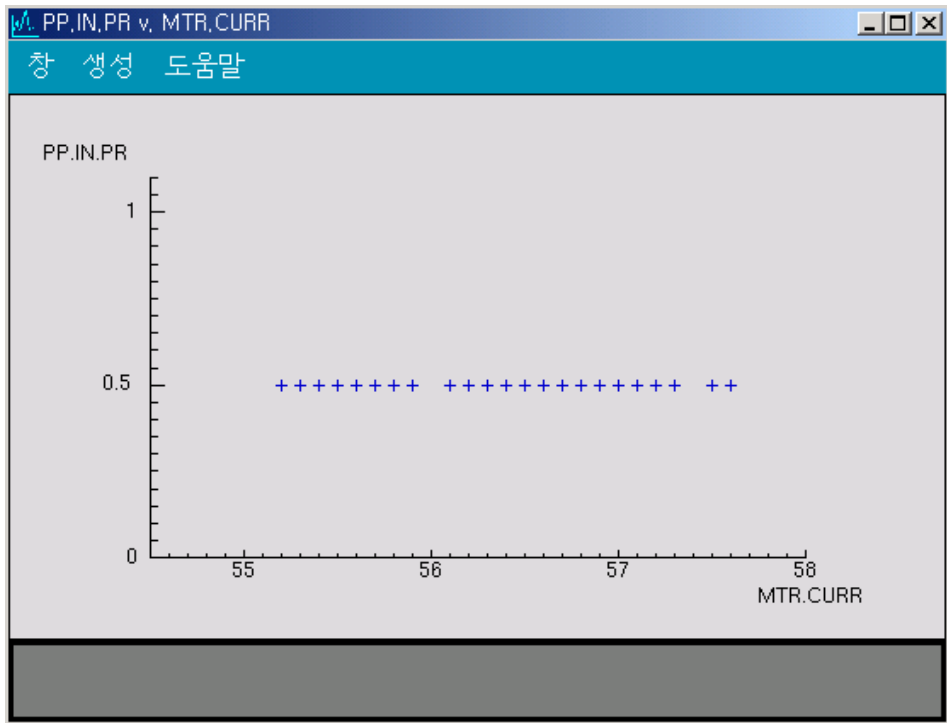


그림 2.13 전동기 전류에 대한 펌프 입구압력의 분포

Fig. 2.13 Distribution of pump inlet pressure[MPa] vs motor current[A]

표 2.4 전동기 전류에 대한 주요 데이터의 군집화

Table 2.4 Clustering of main data vs motor current[A]

| | 빈도(%) | I _p | | |
|-----------------|-------|----------------|------|------|
| | | H | M | L |
| P _{PO} | H | 12.9 | 51.1 | 84.6 |
| | M | 64.5 | 48.9 | 15.4 |
| | L | 22.6 | 0 | 0 |
| T _{PI} | H | 5.9 | 48.6 | 100 |
| | M | 58.8 | 50 | 0 |
| | L | 35.3 | 1.4 | 0 |
| P _{PI} | H | 0 | 0 | 0 |
| | M | 100 | 100 | 100 |
| | L | 0 | 0 | 0 |

2.4 숙련된 운전자에 의한 고장진단법의 모델링

숙련된 운전자는 실제 계통을 각각 모델링하지 않고 각종 감시되는 데이터를 분석하여 고장진단을 행하고 있다. 먼저 숙련된 운전자는 여러 감시 데이터 중에서 이상이 있다고 추정되는 데이터를 찾아낸다. 이것은 정상적인 데이터는 고장진단을 행할 필요가 없음을 말한다. 이상데이터는 평상시에 수집된 데이터와 다른 데이터로서 그 변화를 주목할 필요가 있는 데이터를 말한다. 데이터에 따라서는 그 데이터 자체의 이상만으로도 고장진단을 바로 할 수 있는 데이터도 있고, 또 다른 데이터와의 연관성을 고려하여 고장진단을 행해야할 데이터가 있다. 따라서 어느 한 데이터가 이상데이터라 할지라도 숙련된 운전자는 그 데이터 하나만 가지고 바로 고장이라고 진단하지 않고 그 데이터와 연관된 다른 데이터도 조사를 행한다. 이상데이터라 생각되는 데이터를 가지고 운전자는 연관된 다른 데이터를 조사해본 결과 실제로 이상데이터가 아닌데 이상데이터로 분류될 만한 원인이 발견되면 이 데이터는 이상데이터가 아님을 알게 된다. 이 데이터는 다시 정상데이터로 분류된다. 예를 들면 배기가스 온도가 높게 나와서 이상데이터로 분류했는데 다른 실린더 및 각종 연관데이터를 분석해본 결과 높게 나올만한 이유가 있으면 다시 정상 데이터로 분류한다는 것이다.

그러나 다른 데이터와 연관지어서 검토해본 결과 이상데이터가 확실하면 숙련자는 고장부분을 찾아내기 위하여 몇 가지 고장에 대한 조사를 하게 된다. 고장조사결과 고장이 확실하면 고장으로 결론을 내리는 것이 숙련자가 고장진단을 하는 수순이다. 예를 들어 NO.1 실린더의 배기 밸브가 누설하는 고장이 있을 때의 고장진단을 숙련자가 행하는 방법에 대해 살펴본다. 배기밸브가 누설하면 고온가스가 배기가스 온도계에 접하는 시

간이 길어지므로 온도계에 나타나는 평균 배기가스 온도는 상승하게 되어 배기가스 온도가 높게 지시된다. 또 고압가스가 누설하므로 가스누설음도 들리게 된다. 그러나 가스 누설음은 센서로 감지하지 않으므로 조사를 하기 전까지는 알 수 없다. 숙련자는 배기가스 온도가 평상시보다 높은 것을 감지하고 다른 데이터들과 연관지어 검토한다. 다른 실린더의 배기가스 온도도 따라서 상승 했는지, 소기온도가 상승했는지, 냉각수 온도가 상승했는지, 부하가 더 많이 걸렸는지 등등의 다른 데이터와의 검토를 하게 된다. 검토 후 이상데이터임이 확실하면 일단 이상데이터로 분류하고 고장조사를 한다. 그러나 아직 확실한 고장이라고 단언하지는 않고 몇 가지 조사를 실시하여 고장을 확정 짓는데, 먼저 각종 데이터로 고장조사를 행하고 원인이 미흡하면 인디케이터를 조사한다. 최고압력이 낮고 출력이 저하되었으면 배기계통 및 연료 계통을 조사한다. 배기계통 조사중 배기가스 온도가 높고 배기가스 누설음이 들리면 배기밸브의 누설을 고장으로 결정 짓는다. 보통 이 과정에서는 복합적으로 여러 계통을 조사한다.

최종적으로 배기밸브가 누설하는 고장상황을 발견하고 숙련자는 기관을 정지하고 수리를 할 것인지, 단시간동안 계속해서 운전을 할 것인지, 아니면 출력을 낮출 것인지를 결정하게 된다. 이렇게 감시데이터로부터 정보를 얻어 고장상태를 조기에 발견하고 처리함으로써 큰 사고로 진행되는 것을 예방한다. 이와 같이 숙련자가 고장진단하는 방법과 유사하게 고장을 진단하고 예측하는 고장진단시스템을 제안 하고자 한다.

숙련된 운전자의 고장진단 수순을 모델링하면 다음과 같은 단계로 나눌 수가 있다.

첫째 감시 데이터를 분석하여 이상데이터를 찾아낸다.

둘째 이 이상데이터를 가지고 고장 가능성을 도출해 내거나, 다른 데이터와의 연관성을 검토하여 고장 가능성이 있으면 고장 가능성을 도출해

낸다.

셋째 고장 가능성 부분에 해당되는 데이터를 집중 조사하고, 필요한 검사를 행하여 고장을 확정짓는다.

그림 2.14는 숙련자에 의한 고장진단방법의 순서도를 그린 것이다.

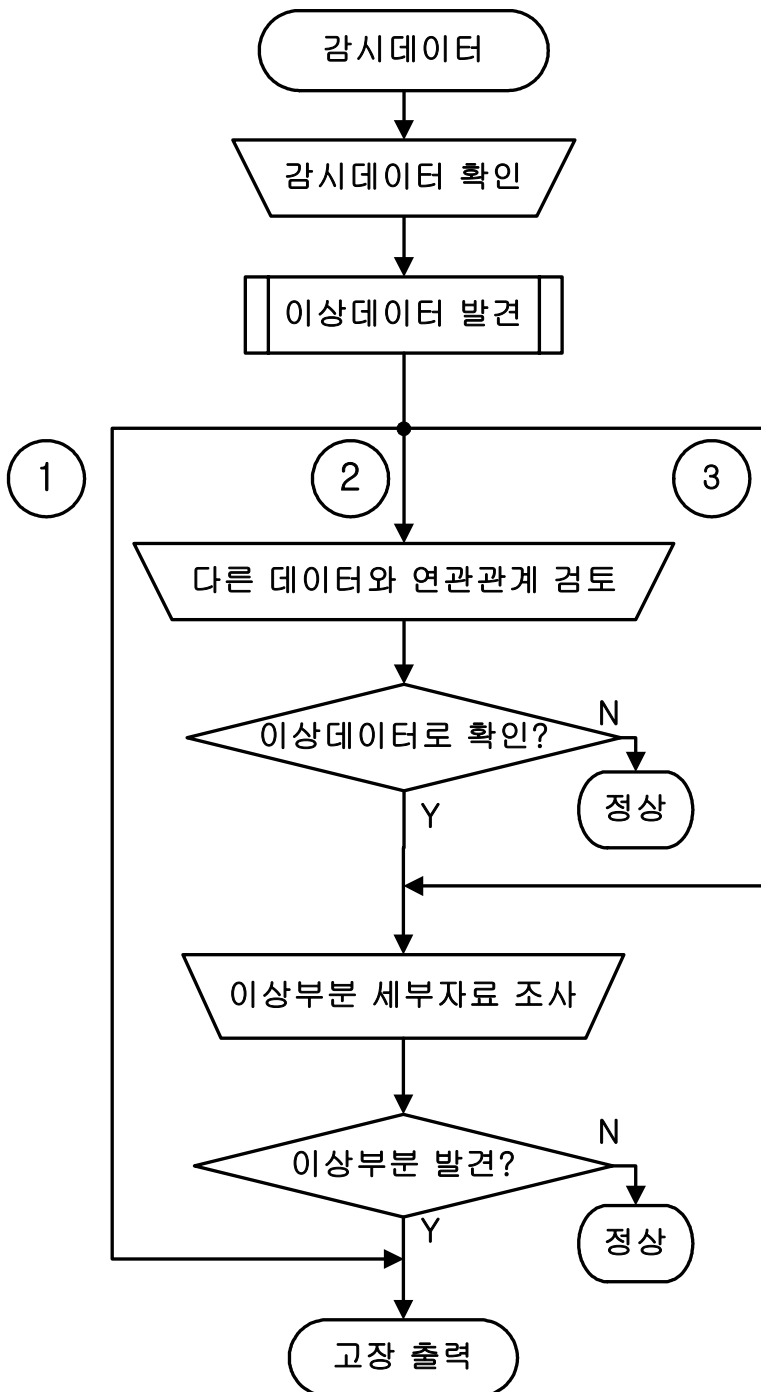


그림 2.14 숙련자에 의한 고장진단

Fig. 2.14 Fault diagnosis flow chart by an expert

2.5 고장진단시스템의 설계

일반적으로 숙련된 운전자의 고장진단방법은 먼저 여러 데이터 중에서 각 계통별로 데이터를 분류한 후에 이상이 있는 데이터 즉 정상값 보다 높거나 낮은 데이터를 가지고 시작한다. 예를 들어 1번 실린더의 배기가스 온도가 다른 실린더들에 비해 높을 경우를 가정하면 운전자는 우선 이 데이터를 이상데이터로 간주하고 왜 이렇게 높게 나타나는지를 검토하기 위해 연관성이 있는 다른 데이터와 비교하여 고장 가능성을 확인한다. 1번 실린더는 연소계통이므로 이 계통에 관련 있는 과급기 배기가스 입구 온도, 소기압력, 소기온도 등의 데이터와의 연관관계를 검토한다.

이러한 일련의 과정을 정리하면 여러 감시데이터들 중에서 우선 관련되는 각 계통별로 데이터를 군집화하는 과정이 필요하다. 군집화된 데이터는 대부분 서로 연관성이 있게 된다. 이렇게 각 계통별로 군집된 데이터는 유사한 계통이 많으므로 데이터 처리도 유사하게 할 수 있으므로 처리 과정을 프로그래밍화 하는데 유리하다. 계통별로 분류된 데이터는 서로 연관관계가 있으므로 이들 데이터의 연관관계를 고려하여 이상데이터를 찾아낸다. 데이터간의 연관관계를 고려한 처리를 본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 처리하고 데이터 이상감지시스템으로 정의한다.

다음단계로 숙련자는 연관관계를 검토한 데이터가 고장 가능성이 있는 것으로 나타나면 고장조사를 한다. 고장조사는 우선 1번 실린더와 관련된 데이터를 집중 조사하고 나서 추가로 연료 랙의 인덱스를 다른 실린더와 검토하여 연료 분사량이 많은지를 검토하고, 이어서 인디케이터를 채취하여 최고압력, 평균유효압력, 실린더 출력 등을 검토한다. 이 과정에서 이상이 발견되면 고장을 확정하고 계속 운전이 가능한지를 검토한다. 보통 운전자가 운전중인 기관의 이상 유무를 판정하는 방법은 상기와 같다. 즉

의사가 환자의 상태를 진찰하고 몇 가지의 검사를 통해서 병명을 알아내는 방법과 유사하다 하겠다. 두 방법의 공통점은 각종 감시데이터를 분석하여 이상이 있을 것으로 생각하고 몇 가지의 검사를 한 후에 최종 판정을 한다는 것이다.

이러한 과정을 정리하면 먼저 운전자는 이상데이터로 출력된 데이터들이 속해있는 계통을 검사한다. 이상데이터가 연관데이터를 많이 포함하는 계통인지 아니면 연관데이터가 적은 계통인지를 확인한다. 이상데이터라 하더라도 연관데이터가 많은 계통의 이상데이터는 연소계통처럼 그 자체만으로 고장을 결정하기가 어렵기 때문이다. 연관데이터가 적으면 고장진단 의사결정트리를 이용하여 고장결과를 출력하고, 연관데이터가 많으면 다른 데이터와의 연관성을 고려한 퍼지추론을 이용하여 고장진단 예측시스템에서 고장을 예측해낸다. 예측된 고장출력은 고장진단 의사결정트리를 이용하여 고장결과를 출력한다.

고장진단시스템을 구성하는 방법은 여러 가지 방법이 있을 수 있겠으나 여기서는 숙련된 운전자가 고장진단을 행하는 방법과 유사한 고장진단방법으로 구성한다. 감시되고 있는 데이터를 주기적으로 점검하여 이상데이터를 분류하고 이들 이상데이터를 중심으로 고장진단을 행하는 방법으로 고장진단시스템을 구성한다.

자세한 고장진단방법의 순서는 먼저 여러 가지 감시되는 데이터를 각 계통별로의 데이터로 군집화 하는 절차가 필요하다. 군집화는 감시데이터를 필터링하여 관련된 데이터만 모을 수 있도록 구성한다. 다음으로 데이터의 이상 유무를 알아내어 이상데이터로 판정하는 부분이 필요하게 된다. 그런데 각 데이터의 이상 유무를 판정하는 방법은 어느 일정한 참조값 이상이 이상데이터라고 하면 그 값보다 약간 높으면 이상데이터가 되고, 또 약간 낮으면 정상 데이터가 되는 문제가 발생한다. 또 다른 데이

터와의 연관관계가 없이 그 데이터 자체로만 이상데이터로 분류되는 문제도 발생된다. 이러한 단점을 보완하여 다른 데이터와의 연관관계를 고려한 이상데이터를 판정해 내는 것이 바람직하다. 즉 각 데이터 자신의 가중치를 가장 많이 부여하고 연관되는 다른 데이터의 가중치도 어느 정도 반영하여 이상데이터로 분류하는 것이 바람직하다. 이러한 방법으로 데이터의 이상 유무를 판정하기 위해서 신경회로망을 구성하여 각 관련된 데이터를 입력으로 하고 목표 데이터를 각 관련된 데이터 중에서 하나로 하여 목표 데이터에 해당하는 데이터만 출력되도록 구성한다. 각 관련된 데이터 하나하나에 대해서 처리되도록 하여 모든 데이터의 이상 유무를 감지하도록 한다. 즉 모든 데이터에 대해서 신경회로망을 학습시켜서 처리하도록 한다. 여러 감시되는 데이터 중에는 정상인 데이터와 이상인 데이터가 섞여 있다. 데이터가 정상이거나 이상이거나를 막론하고 고장진단을 행한다면 너무 방대한 작업과 불필요한 작업의 반복이 된다. 또 시스템이 커지면 시간이 많이 걸리는 문제를 야기할 수 있다. 따라서 정상인 데이터와 이상인 데이터를 분류하여 이상인 데이터가 속해있는 계통을 중심으로 고장진단을 행한다면 더 빠른 시간 안에 효율적인 고장진단이 가능하리라고 본다.

이렇게 하여 이상데이터로 분류가 된 데이터는 그 이상 데이터에 대하여 몇 가지의 조사를 행하여 고장결론을 얻을 수 있다. 그러나 다른 데이터와의 연관관계를 검토해야할 필요가 있는 경우도 있다. 예를 들면 연소계통의 데이터 중에서 배기가스 온도 데이터가 이상데이터로 분류되었다고 하여 바로 해당실린더의 연소계통이 고장이라고 판정하기는 곤란하다. 다른 연관데이터와의 검토는 지식기반 퍼지추론을 활용하고 숙련자의 지식을 지식베이스로 구성하여 고장 가능성을 추론해 내도록 한다. 고장 가능성이 있으면 몇 가지의 고장조사를 행하여 고장을 확정지을 필요가 있

다.

따라서 이러한 데이터의 특성을 고려한 고장진단시스템을 구성하기 위해서 수집된 데이터 중에서 이상데이터를 분류해내는 데이터이상감지시스템과 분류된 이상데이터를 중심으로 고장개소를 진단하는 고장진단 지식기반 퍼지추론시스템 그리고 고장 가능성결과를 가지고 감시데이터와 각종 조사를 통하여 고장을 확정짓는 고장진단 의사결정트리시스템으로 구성된 고장진단시스템을 제안하고자 한다.

구성된 고장진단시스템의 블록선도는 그림 2.15와 같다.

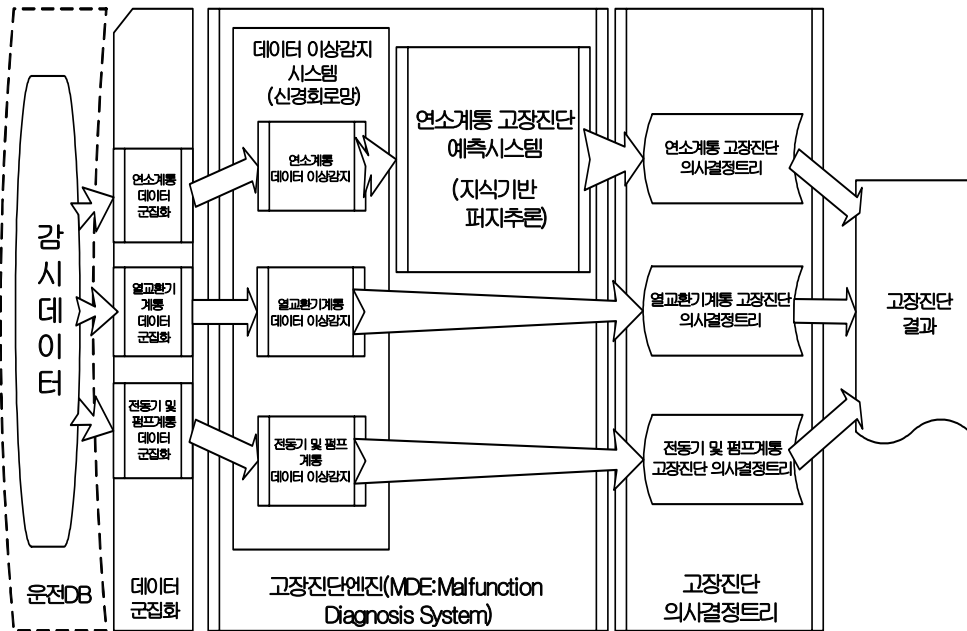


그림 2.15 고장진단시스템

Fig. 2.15 Fault diagnosis system

2.6 결론

본 장에서는 선박 기관실의 각종 계통에서 감시되는 감시 데이터에 대해서 알아보았다. 고장진단을 위한 선박 기관실의 감시 데이터는 독립적으로 고장진단이 가능한 데이터 및 서로 연관성이 있는 데이터로 분류할 수 있었다. 이들 데이터는 유사한 계통별로 군집화가 가능했다.

고장진단을 위해서 기관실계통을 다음과 같이 3가지로 분류하였다. 기관실계통은 여러 계통이 복합된 연소계통과 비교적 단일계통인 열교환기 계통 그리고 펌프계통으로 분류할 수 있다. 각 계통의 특성을 살펴보면 연소계통은 비교적 연관성이 있는 데이터가 많았고, 열교환기계통과 전동기 및 펌프계통은 연관성이 있는 데이터가 연소계통에 비해 많지 않음을 알 수 있다.

본 논문에서는 숙련된 운전자가 감시 데이터를 이용하여 고장진단 하는 방법을 모델링 하였고 모델링된 고장진단법을 이용한 고장진단시스템을 제안하였다. 제안된 고장진단시스템의 구성은 데이터 군집화, 데이터 이상감지시스템, 연소계통 고장진단 예측시스템, 고장진단 의사결정트리로 되어 있다. 데이터 군집화와 데이터 이상감지는 각각 유사한 방법으로 감시 데이터를 이용하여 할 수 있으며, 연소계통과 같이 연관성데이터가 많은 계통은 별도의 고장진단 예측시스템이 필요하다. 또 고장진단 의사결정트리는 비슷한 방법으로 고장진단이 가능함을 알 수 있었다.

고장진단시스템 중에서 데이터 이상감지시스템은 신경회로망으로 각각의 데이터를 다른 데이터와의 연관성을 고려하여 정상 데이터와 이상데이터로 분류하도록 구성하였다. 또 고장진단 예측시스템은 이상데이터와 숙련자의 지식을 활용하여 지식기반 퍼지추론시스템으로 구성하였다.

제 3장 신경회로망을 이용한 데이터 이상감지시스템 설계

3.1 서언

아날로그 데이터의 이상상태와 정상상태를 구분하는 방법은 여러 가지가 있을 수 있다. 그중의 하나는 아날로그 데이터가 어느 참조값을 넘어가거나 또는 참조값 이하로 떨어질 때 이상데이터로 간주하는 방법이 있는데 전통적인 방법으로 가장 많이 적용되고 있다. 주로 경보 설정값이나 정지 설정값으로 많이 사용한다. 그러나 고장진단을 하는 데에 있어서는 설정값보다 약간 작은 경우는 정상이고 설정값보다 약간 큰 경우는 고장이다라고 판단 하기는 곤란하다. 주로 서로 연관성이 있는 데이터의 군집화가 이루어지면 시스템을 모델링 하여야 정확한 시스템 동정을 파악할 수 있고 또 올바른 고장진단도 행할 수 있다. 그러나 각 계통을 모델링 하는 일은 상당히 어려운 작업이며 선박기관실 대부분의 계통은 이러한 모델링을 거치지 않고도 고장진단이 가능하다. 그 방법 중의 하나가 기관실 계통에서 다루는 데이터를 가지고 신경회로망을 학습하고 학습된 신경회로망으로 이상데이터를 판정하는 방법이라 하겠다. 신경회로망도 여러 종류가 있으나 본 논문에서는 실제 계통에서 얻은 데이터로 학습을 행하는 역전파 알고리즘을 사용한 피드포워드(feedforward)신경회로망을 사용한다.

우선 신경회로망의 발전과정에 대해서 알아보면 신경회로망 모델은 McCulloch과 Pitts의 논문에서 인간의 두뇌는 많은 신경세포들로 이루어진 잘 정의된 컴퓨터로 제안된(1943년) 이후 Hebb은 두 뉴런사이를 가

중치로 연결강도를 조정할 수 있는 학습규칙을 제안했고(1949년) 이 규칙은 적응(adaptive)신경망에 많은 영향을 미쳤다^[20,21].

Rosenblatt은 퍼셉트론(perceptron)이란 최초의 신경망모델을 제안하고 학습절차에 알과강화규칙을 사용했다(1958년)^[22]. 퍼셉트론은 어떤 패턴이 입력층에 주어졌을 때 이 모델이 반응하게 하는 연결강도의 집합을 스스로 발견하게 하는 자동적인 절차를 가지므로 상당히 관심이 집중되었다. Rosenblatt에 의해 최초의 인공적인 신경망이 소개되었다(1959년)^[22].

1960년대에는 Widrow와 Hoff는 최소평균자승(LMS:Least mean squares)학습 알고리즘을 소개하여 빠르고 정확한 학습이 되는 뉴런의 모델을 전개했는데 이 모델을 ADALINE(Adaptive linear neuron)이라 하여 감독학습(Supervisor learning)의 개념을 처음으로 도입하였다^[23]. 그러나 퍼셉트론은 XOR함수와 같은 단순한 비선형분리문제를 풀 수 없다는 것이 밝혀지면서 관심이 멀어지는듯했다. 또한 Minsky와 Papert가 퍼셉트론즈(Perceptrons)란 책에서 수학적으로 퍼셉트론을 분석하여 단점을 밝혀낸 후에 신경회로망은 별 발전을 보지 못했고 심볼릭(symbolic) 처리 인공지능부분은 발전을 계속해왔다(1969년)^[24].

1970년대 말과 1980년대 초반에 Kohonen, Hopfield, Kirkpatrick, Hinton, Grossberg, Rumelhart 등이 신경회로망을 다시 발전시켰다^[25-29].

퍼셉트론과 같은 하나의 조정층으로 구성된 모델들의 한계점을 극복하기위해서 입력층과 출력층 및 한 개 이상의 은닉층(hidden layer)을 쓰는 새로운 모델이 1980년대 중반에 제안되었으며 특히 병렬분산처리(PDP:Parallel distributed processing)그룹은 은닉층과 역전파(back-propagation)학습 알고리즘을 제안함으로써 선형분리문제 등의 여러 문제점들을 해결할 수 있게 되었다. 역전파 학습알고리즘은 오차를 정정하는 규칙으로써 입력에 대해서 실제로 얻은 결과를 원하는 목표치와의 차이를 줄여나가는 것이다^[30].

입력패턴은 충분한 은닉층 유닛이 있으면 코드화가 가능하므로 네트워크의 연결강도를 반복적으로 조정하여 실제로 얻어진 값과 원하는 출력값 사이의 차이를 줄여나간다.

신경회로망을 이용한 고장진단의 방법은 모델기반(model-based)의 방법과 전문가기반(human-based) 방법으로 나눌 수가 있다^[31,32]. 모델기반의 방법은 시스템을 모델링 해야 하며 파라미터의 추정이 어려운 점이 있다^[33]. 그리고 대부분의 기계는 일반적으로 비선형 동특성을 가지고 있어 파라미터 추정을 더욱 어렵게 하고 있다^[34-37].

구성된 이상데이터 감지용 신경회로망은 충분한 데이터로 학습을 행하고 학습된 신경회로망으로 열교환기계통이나 전동기 및 펌프계통의 모든 데이터에 대하여 각 데이터의 이상감지를 할 수 있도록 구성하였다.

3.2 데이터 이상감지를 위한 신경회로망의 구조와 학습

데이터 수집장치에 의해 얻어진 각종 데이터는 신경회로망으로 데이터의 이상 감지를 하기 위하여 각 계통별로 군집화하여 처리할 필요가 있다^[24]. 데이터의 군집화는 신경망 자체의 군집화 능력을 이용해도 군집화가 가능하나 각 계통별로 각각 군집화하는 것이 더 확실하다. 따라서 신경회로망을 사용하지 않고 별도로 군집화하여 사용하도록 한다. 연소계통이나 열교환기계통 그리고 펌프계통의 데이터를 살펴보면 각 계통별로 특징있는 데이터이기 때문에 군집화하는 것은 어렵지 않다.

보통 이상데이터라 함은 정상적인 범위의 데이터보다 높거나 낮은 데이터를 말한다. 그러나 여기서는 정상적인 데이터보다 높은 경우를 이상데이터로 한정하고 참조값을 주어 참조값보다 조금만 높아도 이상데이터로 처리하는 기존의 방법 대신에 이상데이터는 연관있는 데이터의 상대적 중요도를 고려하여 참조값보다 높은 데이터를 말한다.

데이터 이상감지용 신경회로망은 역전파 신경회로망을 이용하여 구성한다. 구성된 신경회로망의 입력은 군집화된 데이터 모두가 입력이 되며, 목표값으로는 출력으로 처리하고자 하는 하나의 데이터에 대하여 높다, 중간, 낮다의 3가지 범주형 데이터를 파생시켜 목표치로 하였다. 또 출력으로는 목표치로 처리하고자 하는 데이터의 높다, 중간, 낮다의 3가지와 입력이 잘못 들어갈 경우에 출력되는 3가지 범주에 들지 않는 기타의 경우까지 하여 4개의 뉴런으로 구성하였다. 여기서 사용하고자 하는 최종출력은 3가지 범주형 중에서 가장 가중치가 높은 값으로 나오는 값을 선택한다.

즉 신경회로망으로 처리된 데이터는 입력으로 들어간 연관된 데이터 중에서 자기 자신의 가중치는 가장 많이 주고 다른 연관된 데이터의 가중치

도 가지고 출력되는 형식이 된다. 각 데이터에 대하여 신경회로망으로 처리되는 과정이 그림 3.2와 같다. 데이터 처리를 위한 입출력 데이터관계는 각각 표 3.1과 표 3.2와 같다. 처리된 데이터는 자기 자신뿐만 아니라 연관된 데이터와의 연관관계를 고려한 데이터이므로 출력된 데이터에 참조값을 적용하면 원래 데이터에서 참조값 부근의 데이터는 연관된 데이터의 가중치에 의해 이상데이터로 분류되기도 하고 또 정상 데이터로 분류되기도 한다.

이러한 일련의 과정을 도시하면 그림 3.3과 같다. 그림 3.3의 데이터 이상감지 프로그램을 구현하기 위하여 SPSS사의 CLEMENTINE 소프트웨어를 사용하여 구현 하였다^[38]. 먼저 학습 데이터로 신경회로망을 학습하고 학습된 신경회로망을 가지고 처리된 데이터 중에서 이상데이터만 찾아내도록 한다. 모든 데이터는 같은 구조로 구성된 각각의 데이터 처리용 신경회로망을 거쳐서 이상데이터를 감지할 수 있도록 되어있다.

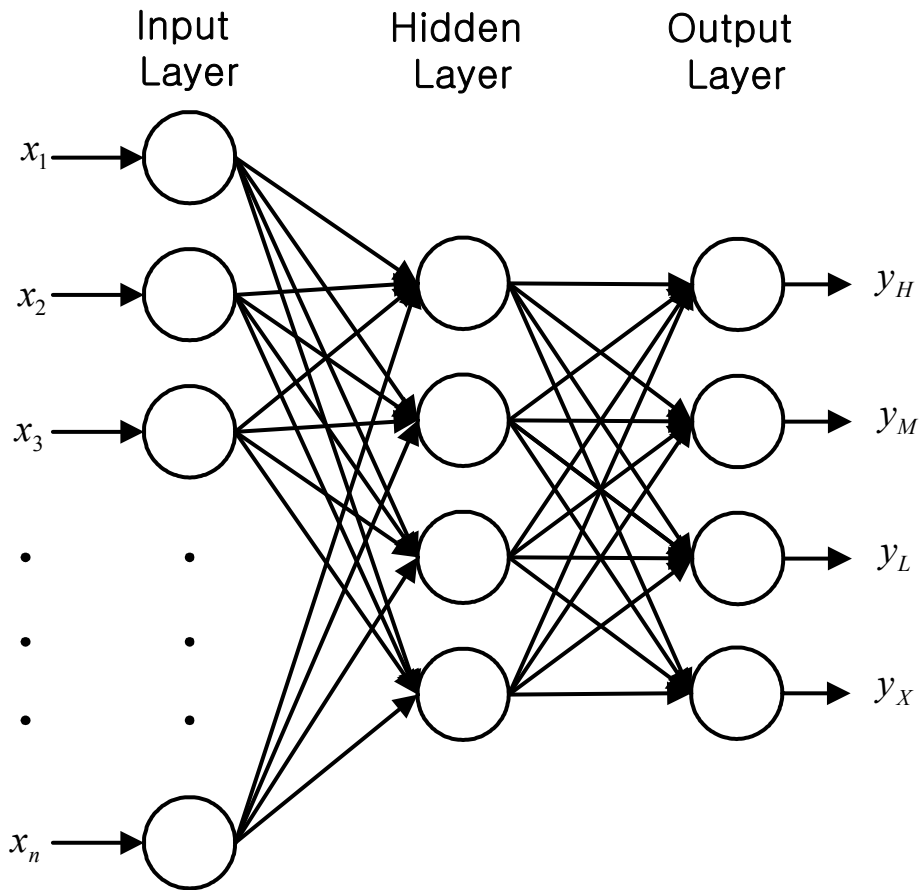


그림 3.1 데이터 이상감지를 위한 신경회로망의 구조

Fig. 3.1 Construction of a neural network for data fault detection

표 3.1 신경회로망의 입력 신호

Table 3.1 Input signals of the neural network

| 신경회로망 입력 신호 | 연소계통 | 열교환기계통 | 전동기 및 펌프계통 |
|----------------|---------------------|-----------------|---------------|
| x_1 | NO.1 실린더 배기가스 온도 | 냉각유체 기관 입구온도 | 펌프 출구압력 |
| x_2 | NO.2 실린더 배기가스 온도 | 냉각수 입구온도 | 펌프 입구온도 |
| x_3 | NO.3 실린더 배기가스 온도 | 냉각유체 입구온도 | 펌프 입구압력 |
| x_4 | NO.4 실린더 배기가스 온도 | 3-방향 밸브 개도 | 전동기 전류 |
| x_5 | NO.5 실린더 배기가스 온도 | | |
| x_6 | NO.6 실린더 배기가스 온도 | | |
| x_7 | NO.7 실린더 배기가스 온도 | | |
| x_8 | NO.8 실린더 배기가스 온도 | | |
| x_9 | NO.9 실린더 배기가스 온도 | | |
| x_{10} | 과급기 배기가스 입구온도 | | |
| x_{11} | 소기온도 | | |
| x_{12} | 소기압력 | | |
| x_{13} | 부하 | | |

표 3.2 신경회로망의 출력 신호

Table 3.2 Output signals of the neural network

| 신경회로망 출력 신호 | 신경회로망 출력 유형 |
|----------------|--------------------------------|
| y_H | 목표 데이터의 범위 H에 해당되는 출력 |
| y_M | 목표 데이터의 범위 N에 해당되는 출력 |
| y_L | 목표 데이터의 범위 L에 해당되는 출력 |
| y_x | 목표 데이터 범위를 벗어난 입력 데이터에 해당되는 출력 |

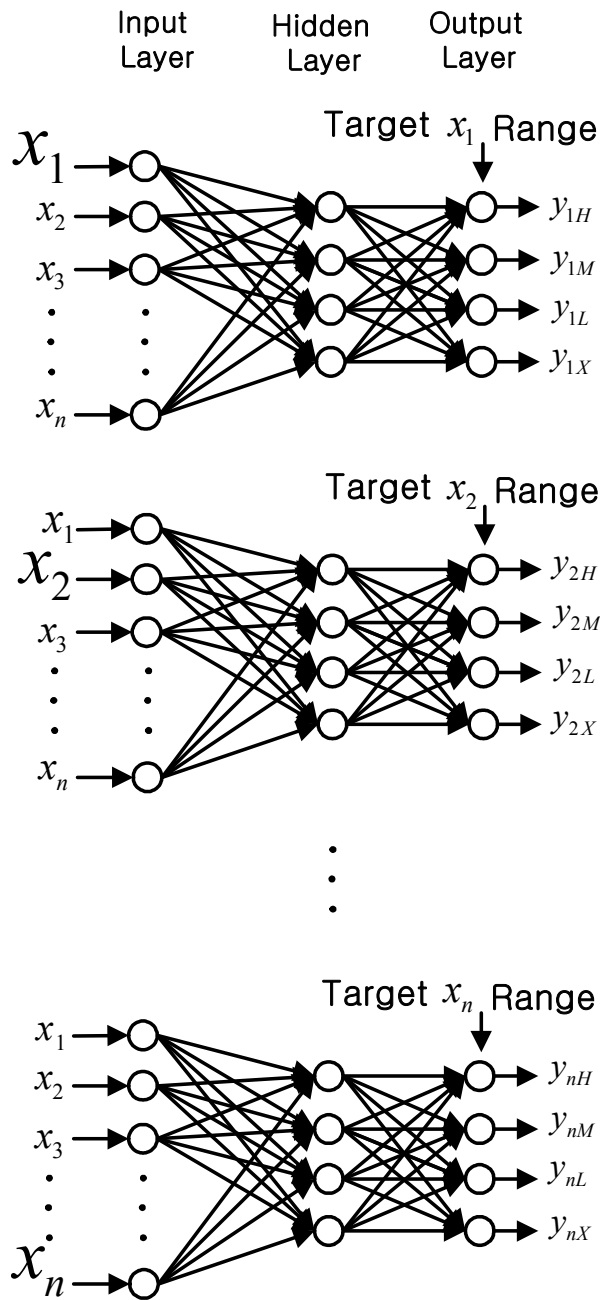


그림 3.2 이상감지를 위한 데이터의 처리
 Fig. 3.2 Treatment of data for fault detection

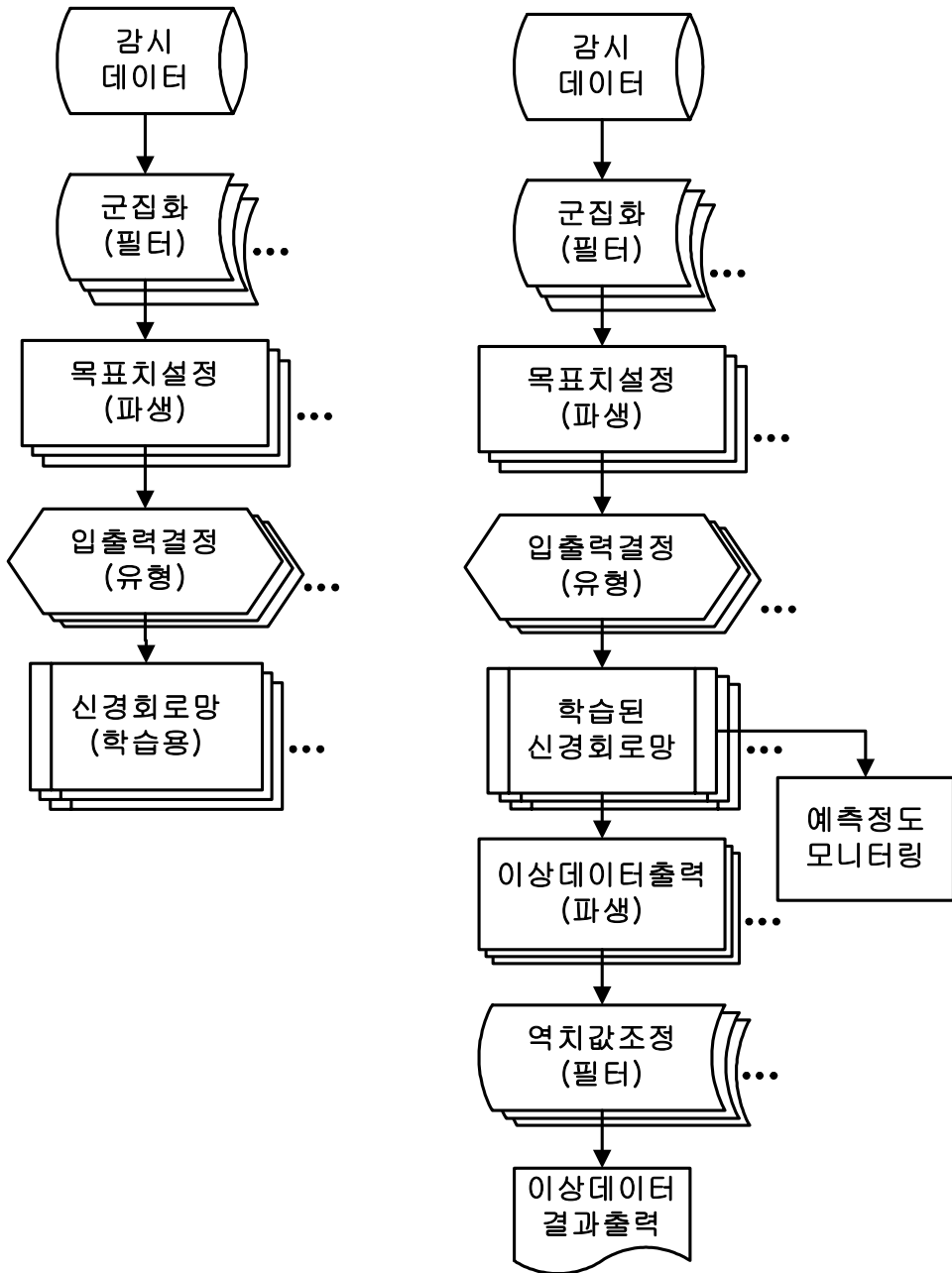


그림 3.3 신경회로망을 이용한 데이터 이상감지시스템의 구조
 Fig. 3.3 Construction of a fault data detection system using the neural network

3.3 연소계통 데이터 이상감지시스템

연소계통의 데이터는 연관데이터의 집합으로 이루어져 있으므로 2장에서 살펴본 바와 같이 어느 한 데이터가 독립적으로 연소계통의 영향을 받는 것이 아니고 서로 관련 있는 여러 계통의 데이터가 연소계통의 영향을 받는다. 연소계통의 영향을 받는 데이터를 간추려보면 다음과 같다. 배기 가스 온도는 연소계통에서 가장 영향을 많이 받는 데이터이고 아울러 과 급기 입출구온도, 소기압력 및 소기온도 등이 연소계통의 영향을 받는 데이터라 할 수 있다. 이들 데이터를 연소계통 데이터 이상감지시스템으로 처리하여 이상데이터를 분류해 내도록한다.

적합한 신경회로망을 구성하기 위하여 여러 가지 구조로 시뮬레이션 해 본 결과 입력층은 연소에 영향을 받는 데이터수인 13 뉴런으로 하고, 은닉층은 한 층으로 4 뉴런으로 하며, 출력층은 높다, 중간, 낮다와 예외 경우를 출력하는 4 뉴런으로 구성할 때 가장 잘 학습되었다. 사용된 소프트웨어의 학습된 신경회로망의 출력은 예측 출력값과 예측 정확도를 0과 1 사이의 값으로 출력한다^[35]. 제안된 신경회로망을 실선에서 얻은 데이터로 학습한 결과 각각의 데이터에 대한 학습은 95%이상의 예측정확도를 나타내도록 학습되었다. 학습된 각 데이터의 출력은 각각의 데이터가 학습되면서 자기 자신의 데이터에 대한 상대적 중요도를 가장 많이 가지고 출력되며 다른 데이터와의 상대적 중요도만큼 영향을 받아 출력되는 것이 확인되었다. 표 3.3은 연소계통의 중요 데이터에 대한 신경회로망의 학습 결과를 보인다.

표 3.3 신경회로망에 대한 학습 데이터의 결과

Table 3.3 Results of trained data for the neural network

| 목표값 및 출력 상대적 중요도 | T _{1C} | T _{2C} | ... | T _{9C} | T _{TI} | T _A | P _A | L _D |
|---------------------------|-----------------|-----------------|-----|-----------------|-----------------|----------------|----------------|----------------|
| T _{1C} | 0.667 | 0.026 | ... | 0.021 | 0.045 | 0.033 | 0.024 | 0.032 |
| T _{2C} | 0.024 | 0.456 | ... | 0.035 | 0.013 | 0.034 | 0.048 | 0.028 |
| T _{3C} | 0.041 | 0.031 | ... | 0.018 | 0.032 | 0.029 | 0.029 | 0.034 |
| T _{4C} | 0.023 | 0.014 | ... | 0.037 | 0.044 | 0.032 | 0.054 | 0.029 |
| T _{5C} | 0.042 | 0.090 | ... | 0.039 | 0.019 | 0.033 | 0.040 | 0.041 |
| T _{6C} | 0.007 | 0.033 | ... | 0.025 | 0.041 | 0.032 | 0.033 | 0.011 |
| T _{7C} | 0.020 | 0.094 | ... | 0.046 | 0.012 | 0.040 | 0.035 | 0.022 |
| T _{8C} | 0.050 | 0.030 | ... | 0.018 | 0.044 | 0.036 | 0.019 | 0.048 |
| T _{9C} | 0.042 | 0.069 | ... | 0.635 | 0.048 | 0.029 | 0.024 | 0.043 |
| T _{TI} | 0.040 | 0.048 | ... | 0.021 | 0.605 | 0.044 | 0.044 | 0.036 |
| T _A | 0.031 | 0.040 | ... | 0.042 | 0.028 | 0.624 | 0.017 | 0.031 |
| P _A | 0.006 | 0.024 | ... | 0.027 | 0.048 | 0.027 | 0.620 | 0.028 |
| L _D | 0.007 | 0.045 | ... | 0.036 | 0.021 | 0.007 | 0.013 | 0.617 |

학습된 신경회로망이 높은 범위의 데이터를 높다고 하고, 중간범위의 데이터를 중간이라 하고, 낮은 범위의 데이터를 낮다고 학습한 정도를 표로 정리하면 표 3.4와 같다.

표 3.4 예측의 결과(학습 데이터)

Table 3.4 Results of estimation(training data)

| | 빈도(%) | 예측정확도(%) | | |
|-----------------|-------|----------|------|------|
| | | H | M | L |
| T _{IC} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0.9 | 99.1 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| T _{TI} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 6.3 | 98.5 | 1.5 |
| | L | 0 | 2.6 | 97.4 |
| T _A | H | 97.2 | 2.8 | 0 |
| | M | 1.0 | 99.0 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| P _A | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| L _D | H | 96.9 | 3.1 | 0 |
| | M | 0 | 98.6 | 1.4 |
| | L | 0 | 1.5 | 98.5 |

표 3.4에서 나타난 바와 같이 신경회로망은 자기 자신의 데이터에 대한 가중치를 가장 많이 부여하므로 대부분 높은 데이터는 높게, 낮은 데이터는 낮게 출력된다. 그러나 출력된 데이터는 입력된 다른 데이터에 대해서도 상대적 중요도를 가지고 있는 상태이므로 표의 높은 데이터를 높다고 출력 했어도 높은 데이터 각각에 대해서 예측정확도가 다르게 나타난다. 이 예측정확도에 참조값을 부여하면 이상데이터를 찾아내는 정도가 조정된다.

이렇게 학습된 신경망을 가지고 테스트 데이터 집합에 대한 데이터 이상감지용 신경회로망의 테스트 결과를 정리하면 표 3.5와 같다.

표 3.5 예측의 결과(테스트 데이터)

Table 3.5 Results of estimation(test data)

| | | 예측정확도(%) | | |
|-----------------|---|----------|------|------|
| | | H | M | L |
| T _{IC} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| T _{TI} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| T _A | H | 90.0 | 10.0 | 0 |
| | M | 3.4 | 96.6 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| P _A | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| L _D | H | 90.9 | 9.1 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 5.9 | 94.1 |

이상데이터를 찾아내기 위하여 출력된 데이터는 이상데이터로 간주하는 참조값을 0.9로 설정하고 부하에 대한 데이터의 처리 결과를 표 3.6에 나타냈다. 표에 나타난 바와 같이 같은 900kW의 부하라 할지라도 이 데이터가 처리될 때 입력으로 같이 들어간 연관데이터와의 관계 및 설정된 참조값에 의해 이상데이터로 분류되기도 하고, 정상 데이터로 분류되기도 하는 것을 알 수 있다. 이상데이터로 분류되면 1이 출력되고 정상데이터로 분류되면 0이 출력된다.

표 3.6 이상감지시스템의 부하에 대한 출력의 일부

Table 3.6 Part of the output of the fault detection system for load

| L _D | target of L _D | output | 예측정확도 | ALARM |
|----------------|--------------------------|--------|-------|-------|
| 850 | M | M | 0.888 | 0 |
| 930 | H | H | 0.961 | 1 |
| 1010 | H | H | 0.972 | 1 |
| 930 | H | H | 0.951 | 1 |
| 800 | M | M | 0.843 | 0 |
| 970 | H | H | 0.972 | 1 |
| 900 | H | H | 0.666 | 0 |
| 900 | H | H | 0.799 | 0 |
| 900 | H | H | 0.915 | 1 |
| 900 | H | H | 0.840 | 0 |
| 920 | H | H | 0.919 | 1 |

3.4 열교환기계통 데이터 이상감지시스템

열교환기 계통의 데이터 이상감지시스템도 입력되는 데이터의 수가 연소계통의 데이터 수에 비하여 적다는 것 외에는 유사하다. 각각의 데이터 처리는 연소계통에서의 데이터 처리 방법과 거의 유사하게 할 수 있다. 무엇보다도 입력되는 데이터의 수가 적으므로 데이터처리가 한결 간단하고 연관되는 데이터의 수도 연소계통에 비하여 적다. 신경회로망의 학습 결과는 표 3.7과 같다. 표 3.7은 표 3.3과 유사하게 나타남을 알 수 있다.

표 3.7 신경회로망에 대한 학습 데이터의 결과

Table 3.7 Results of trained neural network

| 목표값 및 출력 상대적 중요도 | T_{EI} | P_{CI} | T_{CI} | V_O | T_{FO} | T_{FI} |
|---------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| T_{EI} | 0.652 | 0.103 | 0.065 | 0.098 | 0.051 | 0.052 |
| P_{CI} | 0.069 | 0.582 | 0.076 | 0.015 | 0.074 | 0.148 |
| T_{CI} | 0.082 | 0.082 | 0.635 | 0.090 | 0.075 | 0.026 |
| V_O | 0.074 | 0.098 | 0.071 | 0.594 | 0.079 | 0.145 |
| T_{FO} | 0.057 | 0.045 | 0.073 | 0.112 | 0.649 | 0.035 |
| T_{FI} | 0.066 | 0.090 | 0.080 | 0.091 | 0.072 | 0.594 |

표 3.8은 실선에서 수집된 열교환기 계통의 데이터를 가지고 학습한 결과를 나타낸다. 표는 높은 범위의 데이터를 높다고 학습한 정도와 중간 범위의 데이터를 중간이라고 학습한 정도 및 낮은 범위의 데이터를 낮다고 학습한 정도를 정리한 것으로써 역시 연소계통의 데이터를 정리한 표 3.4와 유사함을 알 수 있다.

표 3.8 예측의 결과(학습 데이터)

Table 3.8 Results of estimation(training data)

| | | 예측정확도(%) | | |
|-----------------|---|----------|------|------|
| | | H | M | L |
| T _{EI} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| P _{CI} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| T _{CI} | H | 90.0 | 10.0 | 0 |
| | M | 3.4 | 96.6 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| V _O | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| T _{FO} | H | 90.9 | 9.1 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 5.9 | 94.1 |
| T _{FI} | H | 90.9 | 9.1 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 5.9 | 94.1 |

표 3.9는 실선 데이터로 신경회로망을 테스트한 결과로 연소계통의 테스트 데이터 결과표인 표 3.5와 유사함을 알 수 있다. 따라서 각 계통의 데이터 처리과정이 비슷함을 알 수 있다.

표 3.9 예측의 결과(테스트 데이터)

Table 3.9 Results of estimation(test data)

| | | 예측정확도(%) | | |
|-----------------|---|----------|------|------|
| | | H | M | L |
| T _{EI} | H | 95.4 | 4.6 | 0 |
| | M | 1.2 | 98.3 | 0.5 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| P _{CI} | H | 98.9 | 1.1 | 0 |
| | M | 0.5 | 99.0 | 0.5 |
| | L | 0 | 0.2 | 99.8 |
| T _{CI} | H | 93.0 | 7.0 | 0 |
| | M | 4.7 | 95.3 | 0 |
| | L | 0 | 0.2 | 99.8 |
| V _O | H | 97.6 | 2.4 | 0 |
| | M | 1.1 | 98.2 | 0.7 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| T _{FO} | H | 90.4 | 9.6 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 4.7 | 95.3 |
| T _{FI} | H | 90.5 | 9.5 | 0 |
| | M | 0.5 | 99.5 | 0 |
| | L | 0 | 3.5 | 96.5 |

데이터 이상감지시스템으로 처리된 데이터는 연관되는 데이터와의 연관성을 가지고 출력되므로 연소계통과 마찬가지로 마찬가지로 방법으로 참조값을 적용하여 데이터를 출력하면 표 3.10과 같음을 알 수 있다.

표 3.10 이상감지시스템의 3 방향 밸브의 개도에 대한 출력의 일부

Table 3.10 Part of output of fault detection system for 3 way valve

| V _o | target of V _o | output | 예측정확도 | ALARM |
|----------------|--------------------------|--------|-------|-------|
| 25 | L | L | 0.921 | 0 |
| 27 | M | M | 0.954 | 0 |
| 29 | M | M | 0.987 | 0 |
| 31 | H | H | 0.964 | 1 |
| 32 | H | H | 0.943 | 1 |
| 35 | H | H | 0.985 | 1 |
| 26 | M | M | 0.945 | 0 |
| 33 | H | H | 0.921 | 1 |
| 34 | H | H | 0.932 | 1 |
| 30 | H | H | 0.890 | 0 |
| 24 | L | L | 0.932 | 0 |

3.5 전동기 및 펌프계통 데이터 이상감지시스템

전동기 및 펌프계통의 데이터 이상감지방법도 연소계통의 데이터 처리 방법과 열교환기계통의 데이터 처리방법과 유사하다. 따라서 열교환기 데이터처럼 전동기 및 펌프의 데이터도 그 수가 많지 않으므로 간단히 처리할 수 있다는 장점이 있다. 각 데이터에 대하여 신경회로망으로 처리한 전동기 및 열교환기 데이터가 다른 연관성데이터와의 연관성이 고려된 신경회로망 출력을 정리한 것이 표 3.11과 같다. 이 표도 연소계통의 데이터나 열교환기계통에 대한 데이터 처리결과표와 유사함을 알 수 있다.

표 3.11 신경회로망에 대한 학습 데이터의 결과

Table 3.11 Results of trained data for the neural network

| 상대적 중요도 \ 목표값 및 출력 | I_P | P_{PO} | P_{PI} | T_{PI} |
|--------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| I_P | 0.706 | 0.008 | 0.005 | 0.080 |
| P_{PO} | 0.113 | 0.737 | 0.004 | 0.091 |
| P_{PI} | 0.101 | 0.140 | 0.988 | 0.120 |
| T_{PI} | 0.080 | 0.115 | 0.003 | 0.709 |

전동기 및 펌프계통의 데이터도 연소계통의 데이터 및 열교환기계통의 데이터와 같은 방법으로 높은 범위에 있는 데이터를 높다고 학습하고, 중간 범위에 있는 데이터는 중간으로 학습하며, 낮은 범위에 있는 데이터는 낮다고 학습한 정도를 표 3.12에 나타내었다. 처리된 데이터의 나타나는 결과치는 세 경우 모두 다 유사함을 알 수 있다. 따라서 구성된 데이터 이상감지시스템은 각 계통에서 출력으로 원하는 데이터의 범위를 갖는 목표치데이터로 신경회로망을 학습시키면 어느 계통의 데이터라도 사용가능

함을 알 수 있다.

표 3.12 예측의 결과(학습 데이터)

Table 3.12 Results of estimation(training data)

| | | 예측정확도(%) | | |
|-----------------|---|----------|------|------|
| | | H | M | L |
| I _P | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 7.1 | 80.4 | 12.5 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| P _{PO} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| P _{PI} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| T _{PI} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 94.6 | 5.4 |
| | L | 0 | 0 | 100 |

표 3.13은 학습된 신경회로망을 가지고 처리한 테스트 데이터에 대한 신경회로망의 예측정확도를 나타내는 처리결과표이다. 이 표도 연소계통의 데이터와 열교환기계통의 데이터 처리결과와 유사함을 알 수 있다. 표 3.14는 처리된 데이터 중에서 참조값을 주어 출력한 전동기 전류에 대한 이상데이터 출력 결과이다. 높은 전류값이라도 이상데이터로 분류하기도 하고 정상 데이터로 분류하기도 함을 알 수 있다.

표 3.13 예측의 결과(테스트 데이터)

Table 3.13 Results of estimation(test data)

| | | 예측정확도(%) | | |
|-----------------|---|----------|------|------|
| | | H | M | L |
| I _P | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 5.5 | 81.8 | 12.7 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| P _{PO} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| P _{PI} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 100 | 0 |
| | L | 0 | 0 | 100 |
| T _{PI} | H | 100 | 0 | 0 |
| | M | 0 | 95.7 | 4.3 |
| | L | 0 | 0 | 100 |

표 3.14 이상감지시스템의 전동기 전류에 대한 출력의 일부

Table 3.14 Part of output of fault detection system for motor current

| I_p | target of I_p | output | 예측정확도 | ALARM |
|-------|-----------------|--------|-------|-------|
| 55.8 | M | M | 0.935 | 0 |
| 55.7 | M | M | 0.929 | 0 |
| 56.0 | M | M | 0.949 | 0 |
| 55.3 | L | M | 0.881 | 0 |
| 57.3 | H | H | 0.746 | 0 |
| 57.5 | H | H | 0.900 | 1 |
| 58.0 | H | H | 0.921 | 1 |
| 56.2 | M | M | 0.956 | 0 |
| 57.0 | H | M | 0.460 | 0 |
| 56.3 | M | M | 0.953 | 0 |

3.6 결론

이 장에서는 실제의 선박에서 수집한 데이터를 사용하여 부하를 중심으로 데이터 분포를 분석하여 본 결과 부하에 따라 데이터의 분포가 규칙 있는 모형을 가지지 않고 데이터의 재현성이 없으며 또 데이터의 구분도 명확하지 않음을 알 수 있었다. 그러나 이들 데이터 중에는 정상적인 데이터도 있고 이상데이터도 포함되어 있다. 방대한 데이터를 분류하는 방법은 여러 가지가 있을 수 있으나 디젤기관의 감시 데이터 중에서 이상데이터를 찾아내기 위한 방법중의 하나는 데이터를 서로 연관성이 있는 것끼리 군집화하고 연관된 데이터에 대해 연관을 지어 처리하는 방법이다. 이 장에서 처리한 방법은 연관성 있는 데이터에 대해 데이터 군집화를 행하고 데이터 이상감지시스템으로 처리하도록 하였다. 구성된 데이터 이상감지시스템은 모든 데이터에 대해서 연관성 있는 다른 데이터의 상대적 중요도를 포함하도록 신경회로망으로 구성하였다.

데이터 이상감지시스템의 출력은 연관데이터의 상대적 중요도를 포함한 각 데이터의 범위와 예측정확도를 출력하므로 원하는 예측정확도 참조값 이상으로 나온 데이터를 이상데이터로 출력되도록 하는 것이 가능하다. 연소계통과 열교환기계통 그리고 전동기 및 펌프계통에 적용하여 이상데이터를 찾아낼 수 있음을 보였다. 그리고 제안된 방법으로 모든 데이터를 범용으로 처리가 가능함을 보였다.

제 4장 퍼지추론을 이용한 연소계통 고장진단 예측시스템의 설계

4.1 서언

앞에서 여러 감시 데이터 중에서 이상이 있는 데이터를 찾아내는 방법을 알아보았다. 찾아낸 이상데이터가 다른 데이터와 연관성이 있는 데이터의 수가 적은 계통이라면 이 이상데이터만으로도 충분히 고장진단이 가능하다. 그러나 이상데이터는 연관성이 있는 데이터의 수가 적은 계통의 데이터도 있고 연관성이 있는 데이터의 수가 많은 계통의 데이터도 있다. 연관성이 있는 데이터의 수가 많은 계통의 데이터는 이상데이터 자체로서는 계통의 고장상태를 판단하기가 어렵다. 따라서 다른 데이터와의 연관관계를 검사해 보아야한다.

연소계통을 살펴보면 연소계통은 디젤기관의 실린더 내에서 연소되는 연료의 열에너지를 효율적으로 동력으로 발생시키기 위한 디젤기관의 핵심적인 계통으로써 연관되는 부 계통 및 관련되는 데이터도 많다. 따라서 연관되는 데이터가 복합적으로 작용하기 때문에 연소계통은 어느 한 데이터의 특성으로 고장진단을 행하기 어렵다. 이런 계통에 대해서 이상데이터를 가지고 고장진단 하기 위한 방법 중의 하나는 연관되는 여러 데이터를 상호 검토하고 복합적인 관계에 의한 고장을 추론해내는 방법이 있다. 여러 데이터가 가지는 특성이 반영된 지식을 표현하기 위해서는 퍼지 시스템이 적절하다고 하겠다.

퍼지시스템은 비교적 최근에 급속적으로 발전된 시스템으로 Zadeh가 퍼지집합을 발표(1965년)하면서 제안되었으며 퍼지추론의 기초(1968년)

를 구축하였다^[39-41].

그리고 Sugeno는 퍼지측정(Fuzzy measure)과 퍼지적분(Fuzzy integral)을 제창(1972년)했으며, Mamdani는 증기터빈을 실험실에서 퍼지로 제어(1974년)하여 퍼지이론을 제어에 응용하여 공학분야 적용의 효시가 되었다^[42,43]. 뒤이어 Holmblad와 Ostergaard는 시멘트 킬른(cement kiln)제어에 활용하여 퍼지제어의 첫 실용화(1980년)를 이룩하였다^[44]. Tong은 퍼지 궤환제어 이론을 발표(1980년) 하였으며 Kickert와 Mamdani는 퍼지로직 제어기를 해석했다(1978년)^[45].

일본의 히다치(Hitachi)사는 센다이시의 열차자동운전에 퍼지를 활용(1983년)하였으며 Sugeno는 1984년, 1990년, 1992년에 각각 정수장약 품주입제어, 자동차 주차, 헬리콥터운전 등에 퍼지를 활용하였다^[46-49].

Kiszka와 Gupta는 다변수 퍼지제어 시스템을 발표(1985년)했으며, Togai는 역관계를 매개로한 퍼지제어를 발표하였다(1986년)^[50]. Kosko는 퍼지인식지도(FCM:Fuzzy cognitive map)와 퍼지결합메모리(FAM:Fuzzy associative memories)를 발표하였다(1985년,1987년)^[51-52].

숙련된 운전자의 고장진단방법은 일반적으로 기관으로부터 얻어진 데이터 중에서 이상징후가 보이는 데이터를 중심으로 하여 고장개소를 예측하는 것이 보통이다^[53,54]. 이 방법은 시스템을 수학적으로 모델링하여 파라미터를 추정 할 필요가 없는 장점이 있으나 숙련자를 길러내는 것은 많은 시간과 비용을 필요로 한다^[55].

본 장에서는 디젤기관으로 구동되는 발전기의 운전 데이터 중에서 이상이 있을 것으로 추정되는 데이터를 가지고 서로 연관되는 데이터의 관계와 숙련자의 지식으로부터 유도된 진단규칙을 기반으로 하여 퍼지추론에 의한 고장가능성을 예측하는 시스템에 관하여 논한다

4.2 고장진단 예측시스템의 구조

숙련된 운전자는 제작자가 제시하는 운전 및 정비 매뉴얼의 표준 값과 감시되는 기관 각부의 온도, 압력, 부하 등의 각종 데이터 및 숙련된 운전자 자신의 전문적 지식을 기반으로 하여 분석된 정보를 종합하여 이상 여부를 판단한다. 이 방법처럼 이상 데이터와 지식베이스로부터 디젤기관의 연소계통에 이상이 생겼는지를 판단하도록 하는 고장진단 예측시스템을 제안하고자 한다.

이러한 시스템을 구성하기 위해서는 디젤기관 각부의 온도, 압력, 레벨 등의 감시 데이터로부터 이상데이터를 찾아내고 이 이상데이터가 포함된 계통의 다른 연관데이터와의 관계를 조사해 보아야 한다. 다른 데이터와의 연관관계는 지식베이스로부터 얻을 수 있다. 연관관계가 많은 이상데이터는 지식베이스를 가지고 고장가능성을 추론해낼 수 있다.

그림 4.1은 기관의 각부로부터 수집된 감시데이터가 고장진단시스템에서 고장진단 되어가는 과정중의 고장진단 예측시스템의 위치를 도시한다. 이상 감지된 데이터 중에서 실린더 배기가스 온도가 이상데이터로 분류되면 고장 가능성 예측시스템을 거쳐서 연소계통의 해당 실린더에 대한 고장가능성을 출력 하도록 한다. 즉 연소계통의 고장진단 예측은 각 실린더별로 배기가스 온도를 기준으로 하여 이루어진다.

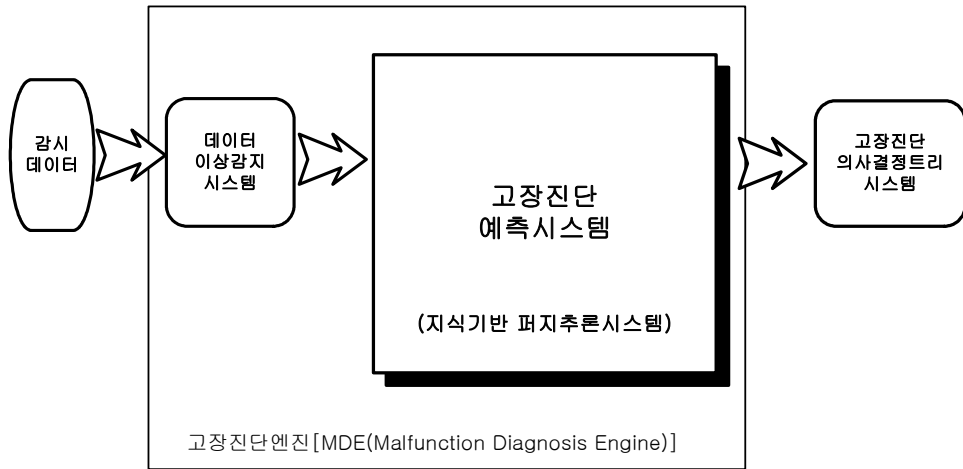


그림 4.1 고장진단 엔진

Fig. 4.1 Malfunction Diagnosis Engine

고장진단 예측시스템에서 고장진단 예측되는 순서는 다음과 같다. 각 실린더 배기가스 온도 중에서 이상데이터가 감지되면 고장진단 예측은 연소계통에 관계되는 여러 다른 데이터로부터 얻은 데이터의 범위 즉 높다, 중간, 낮다라는 판단과 숙련자의 지식에 의해 구성된 지식기반 퍼지추론시스템을 가지고 해당실린더의 연소계통에 고장가능성이 있음을 예측하는 것이다. 고장진단 예측시스템은 지식기반 퍼지추론법을 이용한 시스템으로 입력은 실린더 배기가스 온도가 이상데이터로 분류된 상태에서만 가동되므로 배기가스 온도를 제외한 연소계통관련 데이터의 조합으로 이루어진 지식베이스와 퍼지추론부로 이루어져 있다.

4.3 고장진단 예측시스템의 설계

연소계통에 관계되는 데이터는 각 실린더 배기가스온도, 과급기입구 온도, 소기온도, 소기압력, 부하 등 5개 인자가 있고, 각 인자마다 낮다, 중간, 높다 의 3가지 경우가 있으므로 모두 $243(3^5)$ 개의 조합규칙이 있게 된다. 규칙이 많아지면 프로그램이 복잡하고 수행속도도 느려 바람직하지 않다. 따라서 본 연구에서는 부하가 중간(M)일 경우 과급기입구온도를 기준으로 소기압력과 소기온도와의 관계로 규칙을 작성하고, 부하가 낮다(L)일 경우에는 낮은 부하에서도 배기가스온도가 높은 것은 연소계통의 이상 확률이 높은 것으로 예상되므로 각각의 소속도를 한 단위 높이고, 부하가 높다(H)일 경우에는 각각의 소속도를 한 단위 낮춤으로써 프로그램과 규칙을 단순화하였다.

특정 실린더의 배기가스온도가 높아 데이터 이상감지시스템으로부터 배기가스온도가 높다라고 이상감지 하였을 경우 제안한 규칙을 적용하여 연소계통에 관계있는 데이터의 각각의 경우에 대하여 연소계통에 고장이 있을 소속도를 다음과 같이 결정하였다.

표 4.1 연소계통의 고장진단용 소속도

Table 4.1 Membership degree of fault diagnosis for combustion system

| | | T _{TI} | | | L _D |
|----------------|---|-----------------|------|------|----------------|
| | | L | M | H | |
| T _A | L | 1 | 1 | 1 | L |
| | | 0.75 | 0.75 | 1 | M |
| | | 0.5 | 0.5 | 0.75 | H |
| | M | 0.75 | 0.75 | 1 | L |
| | | 0.5 | 0.5 | 0.75 | M |
| | | 0.25 | 0.25 | 0.5 | H |
| | H | 0.5 | 0.5 | 0.75 | L |
| | | 0.25 | 0.25 | 0.5 | M |
| | | 0 | 0 | 0.25 | H |
| P _A | L | 0.25 | 0.5 | 0.75 | L |
| | | 0 | 0.25 | 0.5 | M |
| | | 0 | 0 | 0.25 | H |
| | M | 0.5 | 0.75 | 1 | L |
| | | 0.25 | 0.5 | 0.75 | M |
| | | 0 | 0.25 | 0.5 | H |
| | H | 0.75 | 1 | 1 | L |
| | | 0.5 | 0.75 | 1 | M |
| | | 0.25 | 0.5 | 0.75 | H |

고장의 소속도를 5단계로 나누어 특정 실린더 배기가스 온도가 높다고 이상감지 하였을 경우의 부하, 과급기입구온도, 소기온도 및 소기압력이 중간인 경우에 있어서 연소계통에 이상이 있을 소속도는 고장일 수도 있고 아닐 수도 있으므로 고장 소속도를 0.5로 간주하였다. 과급기입구온도가 높으면 배기가스 온도가 높은 실린더에서 후연소등의 영향이 큰 것으로 보아 연소계통이상 확률이 높은 것으로 간주하여 소속도를 한 단계 높혔다. 과급기입구온도가 낮은 경우에는 연소계통 고장이 낮은 것으로 추정되므로 소속도를 한 단계 낮추었다.

소기온도가 배기가스 온도에 미치는 영향은 소기압력이 배기가스 온도에 미치는 영향보다 작다. 소기온도가 과급기 입구온도의 변화에 영향을 주는 것은 소기압력의 경우보다는 작을 것으로 간주되어 과급기 입구온도 중간과 낮다의 경우에 대한 소속도를 같게 하였다. 이런 관계를 부하가 낮다, 중간, 높다에 따라서 소기온도와 과급기입구온도의 조합으로 만든 연소계통 고장에 대한 소속도와, 소기압력과 과급기입구온도의 조합으로 만든 연소계통 고장에 대한 소속도를 표로 만들면 표 4.1과 같다.

데이터이상감지시스템에서 배기가스온도가 높다고 감지하였을 경우 가능한 경우의 수는 $81(3^4)$ 가지로 각각의 경우에 대한 소속도를 표시하면 표 4.2 와 같다. 그러나 본 연구에서는 두 인자가 서로 복합적으로 연소계통에 영향을 미친다고 가정하고 표 4.2에서 각각의 경우에서 평균 소속도가 0.75이상을 음영 처리하고 0.75를 초과하는 것은 기울임체로 표시하였다.

표 4.2에서 연소계통의 고장진단 규칙조합 81개중 평균소속도가 0.75 이상일 경우 연소계통 고장우려가 높다고 하면 각 실린더의 배기가스 온도가 높을 경우에 연소계통의 고장유무를 판단할 수 있는 규칙은 26개가 된다. 이들 규칙 중에서 부하가 낮고, 과급기 입구온도가 높다인 경우에는 소기압력과 소기온도에 상관없이 평균소속도는 0.75를 초과하므로 규칙을 간단히 할 수 있다. 규칙을 정리하면 모두 14개로 축소할 수 있다. 표 4.3은 이렇게 하여 연소계통의 고장가능성이 있는 경우만 발췌하여 표시하였다.

표 4.2 디젤기관용 연소계통의 고장진단 규칙

Table 4.2 Fault diagnosis rules of combustion system for diesel engine

| L _D | T _{TI} | P _A | T _A | | |
|----------------|-----------------|----------------|----------------|--------------|--------------|
| | | | L | M | H |
| L | L | L | (0.25, 1.0) | 0.25, 0.75) | (0.25, 0.5) |
| | | M | (0.5, 1.0) | (0.5, 0.75) | (0.5, 0.5) |
| | | H | (0.75, 1.0) | (0.75, 0.75) | (0.75, 0.5) |
| | M | L | (0.5, 1.0) | (0.5, 0.75) | (0.5, 0.5) |
| | | M | (0.75, 1.0) | (0.75, 0.75) | (0.75, 0.5) |
| | | H | (1.0, 1.0) | (1.0, 0.75) | (1.0, 0.5) |
| | H | L | (0.75, 1.0) | (0.75, 1.0) | (0.75, 0.75) |
| | | M | (1.0, 1.0) | (1.0, 1.0) | (1.0, 0.75) |
| | | H | (1.0, 1.0) | (1.0, 1.0) | (1.0, 0.75) |
| M | L | L | (0, 0.75) | (0, 0.5) | (0, 0.25) |
| | | M | (0.25, 0.75) | (0.25, 0.5) | (0.25, 0.25) |
| | | H | (0.5, 0.75) | (0.5, 0.5) | (0.5, 0.25) |
| | M | L | (0.25, 0.75) | (0.25, 0.5) | (0.25, 0.25) |
| | | M | (0.5, 0.75) | (0.5, 0.5) | (0.5, 0.25) |
| | | H | (0.75, 0.75) | (0.75, 0.5) | (0.75, 0.25) |
| | H | L | (0.5, 1.0) | (0.5, 0.75) | (0.5, 0.5) |
| | | M | (0.75, 1.0) | (0.75, 0.75) | (0.75, 0.5) |
| | | H | (1.0, 1.0) | (1.0, 0.75) | (1.0, 0.5) |
| H | L | L | (0, 0.5) | (0, 0.25) | (0, 0) |
| | | M | (0, 0.5) | (0, 0.25) | (0, 0) |
| | | H | (0.25, 0.5) | (0.25, 0.25) | (0.25, 0) |
| | M | L | (0, 0.5) | (0, 0.25) | (0, 0) |
| | | M | (0.25, 0.5) | (0.25, 0.25) | (0.25, 0) |
| | | H | (0.5, 0.5) | (0.5, 0.25) | (0.5, 0) |
| | H | L | (0.25, 0.75) | (0.25, 0.5) | (0.25, 0.25) |
| | | M | (0.5, 0.75) | (0.5, 0.5) | (0.5, 0.25) |
| | | H | (0.75, 0.75) | (0.75, 0.5) | (0.75, 0.25) |

표 4.3 연소계통의 축소된 규칙

Table 4.3 Reduced rules of combustion system.

| L _D | T _{TI} | P _A | T _A | | |
|----------------|-----------------|----------------|----------------|--------------|---|
| | | | L | M | H |
| L | L | L | | | |
| | | M | Fault | | |
| | | H | Fault | Fault | |
| | M | L | Fault | | |
| | | M | Fault | Fault | |
| | | H | Fault | | |
| | H | Fault | | | |
| M | L | | | | |
| | M | L | | | |
| | | M | | | |
| | | H | Fault | | |
| | H | L | Fault | | |
| | | M | Fault | Fault | |
| | | H | Fault | | |
| H | L | | | | |
| | M | | | | |
| | H | L | | | |
| | | M | | | |
| | | H | Fault | | |

표 4.3과 같이 축소된 규칙을 이용하여 퍼지추론시스템을 구성하고 각 실린더에 대하여 공통으로 적용할 수 있는 고장진단 예측시스템이 구성되었다. 퍼지추론을 위한 멤버쉽함수는 규칙을 기반으로 하여 그림 4.2와 같이 구성하였다. 그림 4.2의 입력변수는 감시데이터의 정상운범위에 대해서 하한을 0으로 정하고 상한을 1로 정하였으며 각 데이터의 범위를 0과 1사이로 정규화 하였다. 예를 들어 배기가스 온도의 경우는 300℃에

서 340°C까지를 정상운전 범위로 하고 있으므로 300°C에서 0이 되도록 하고 340°C에서 1이 되도록 정규화 하였다. 다른 데이터도 각각의 운전 범위에 따라서 정규화 하여 적용하였다.

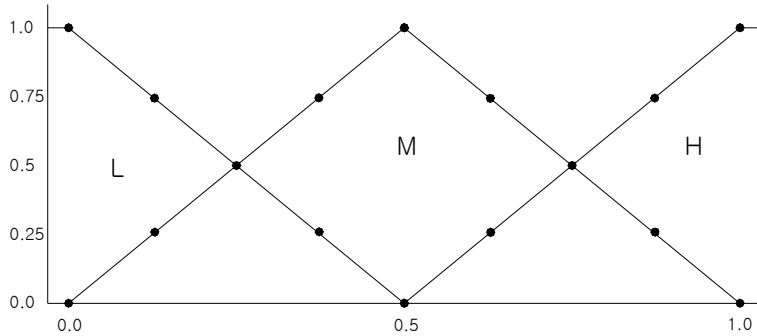


그림 4.2 소속 함수
Fig. 4.2 Membership functions

연소계통을 고장진단하기 위한 규칙은 표 4.4와 같다. f_1, f_2, f_3, f_4 는 각각 부하, 과급기 배기가스 입구온도, 소기압력 과 소기온도를 나타내고, u 는 고장가능성 출력을 나타낸다.

표 4.4 축소된 규칙

Table 4.4 Reduced rules

| Rule | Explanation |
|-----------------|---|
| R ₁ | If $f_1=L, f_2=L, f_3=M$ and $f_4=L$ then $u=fault$. |
| R ₂ | If $f_1=L, f_2=L, f_3=H$ and $f_4=L$ then $u=fault$. |
| R ₃ | If $f_1=L, f_2=L, f_3=H$ and $f_4=M$ then $u=fault$. |
| R ₄ | If $f_1=L, f_2=M, f_3=L$ and $f_4=L$ then $u=fault$. |
| R ₅ | If $f_1=L, f_2=M, f_3=M$ and $f_4=L$ then $u=fault$. |
| R ₆ | If $f_1=L, f_2=M, f_3=M$ and $f_4=M$ then $u=fault$. |
| R ₇ | If $f_1=L, f_2=M$ and $f_3=H$ then $u=fault$. |
| R ₉ | If $f_1=L$ and $f_2=H$ then $u=fault$. |
| R ₉ | If $f_1=M, f_2=M, f_3=H$ and $f_4=L$ then $u=fault$. |
| R ₁₀ | If $f_1=M, f_2=H, f_3=L$ and $f_4=L$ then $u=fault$. |
| R ₁₁ | If $f_1=M, f_2=H, f_3=M$ and $f_4=L$ then $u=fault$. |
| R ₁₂ | If $f_1=M, f_2=H, f_3=M$ and $f_4=M$ then $u=fault$. |
| R ₁₃ | If $f_1=M, f_2=H$ and $f_3=H$ then $u=fault$. |
| R ₁₄ | If $f_1=H, f_2=H, f_3=H$ and $f_4=L$ then $u=fault$. |

4.4 시뮬레이션 및 결과고찰

연소계통의 지식기반 퍼지추론에 의한 고장진단 예측을 하기 위하여 퍼지 시스템의 사양을 표 4.5와 같이 작성 하였다.

표 4.5 퍼지추론 사양

Table 4.5 Fuzzy inference specification

| | | | |
|-----------------|---|---------|----------------------------|
| Type | ; | Mamdani | Min-Max. |
| No. of input | ; | 4 | |
| Input variables | ; | f_1 | : load |
| | | f_2 | : T/C-inlet temperature |
| | | f_3 | : scavenge air-pressure |
| | | f_4 | : scavenge air-temperature |
| No. of output | ; | 1 | |
| Output variable | ; | u | : fault |
| No. of rule | ; | 14 | |
| AND method | ; | min | |
| OR method | ; | max | |

고장진단 예측은 데이터 이상감지시스템에 의해 출력된 배기가스 온도 중에서 이상데이터로 분류된 실린더를 진단하도록 하였으므로 배기가스 온도가 이상데이터로 출력된 실린더를 가정하고 그 실린더에 대한 고장진단 예측의 시뮬레이션을 시작한다.

그림 4.3은 배기가스 온도가 이상데이터로 분류되었으나 연관되는 다른 데이터의 관계에 의해서 고장가능성이 없는 정상적인 실린더로 분류될 경우의 퍼지추론 규칙을 나타낸다. 즉 데이터는 이상데이터로 분류되었으나 다른 데이터와의 관계에서 정상적인 데이터로 다시 분류되었다.



그림 4.3 정상상태의 규칙동작 예
 Fig. 4.3 Rule operation of normal condition

또 다른 경우로 배기가스 온도가 이상데이터로 분류된 실린더의 배기가스를 제외한 다른 데이터의 지식베이스 관계를 추론한 결과가 고장가능성을 출력한 것이 Fig. 4.4와 같다. 이렇게 고장가능성을 출력하는 경우는 다른 연관데이터와의 관계에 의해서 출력된 것이므로 고장일 확률은 높다.

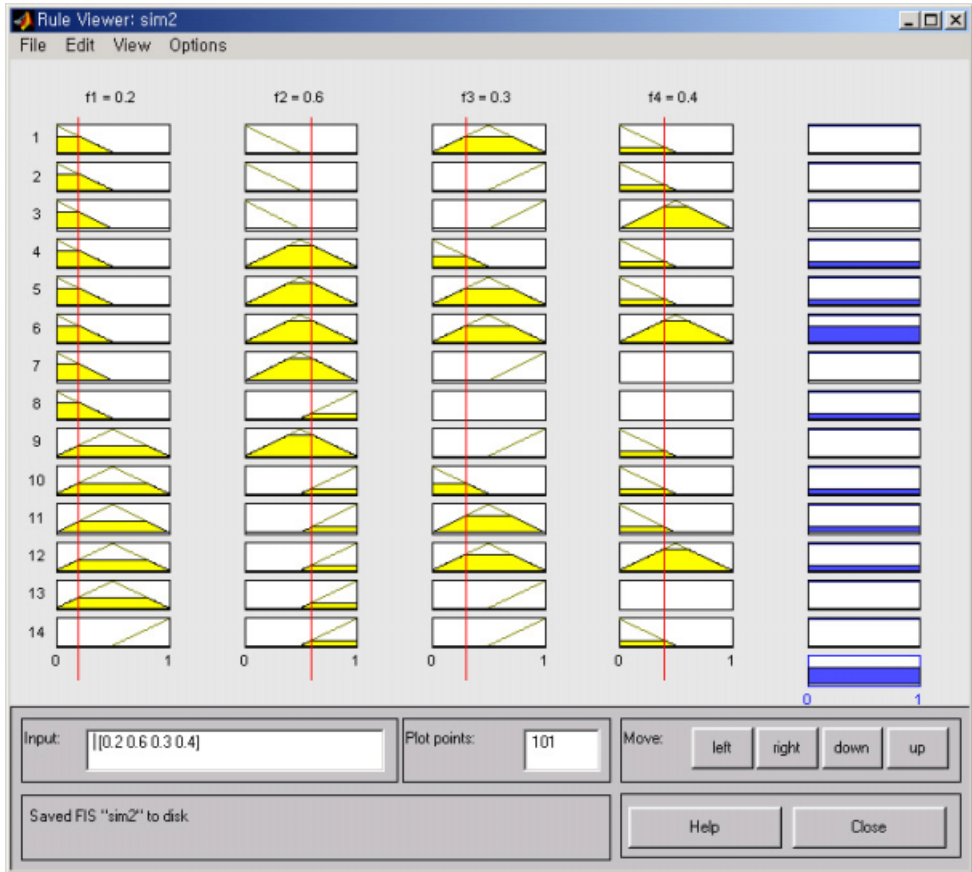


그림 4.4 고장 예측의 결과 예
 Fig. 4.4 Result of malfunction probability

4.5 결론

이 장에서는 디젤기관의 고장진단 예측을 위하여 디젤기관의 연소계통에서 영향을 받는 인자들을 중심으로 지식기반 규칙을 유도하는 모형을 제시 하였다. 여러 가지 복합적으로 영향을 받는 데이터가 많은 경우의 데이터 조합은 n 개의 데이터 각각을 H, M, L의 3가지 범위로 나눌 경우에 3^n 가지의 조합 규칙이 존재하게 되므로 연관데이터가 많아지면 조합수가 많아진다. 조합수가 많아지면 반복작업이 증가하여 처리속도가 느려진다. 이런 경우에 조합의 축소를 하는 방법의 하나를 제시하였다.

연소계통의 경우 지식베이스의 설계는 연소상태를 가장 먼저 인지할 수 있는 척도가 되는 배기가스 온도로부터 출발하였다. 배기가스 온도에 이상이 있을 경우에 고장 가능성 예측시스템을 가지고 진단할 수 있게 하여 배기가스 온도가 이상이 있을 경우의 규칙으로 한정하였다. 따라서 규칙을 연관데이터 수에 의한 조합의 1/3으로 줄일 수 있게 되었다. 그리고 나머지 데이터 중에서도 서로 연관성이 적고 독립성이 강한 데이터를 구별하여 복합적으로 연소계통에 영향을 받는 규칙으로 작성하고 적절한 참조값을 부여함으로써 룰의 수를 축소할 수 있었다.

작성된 지식베이스를 이용한 고장 가능성 예측 시뮬레이션을 매트랩을 활용하여 실시해 본 결과 룰에 의한 고장 예측이 잘 이루어짐을 확인할 수 있었다.

제 5장 고장진단 의사결정트리

5.1 서언

데이터 이상감지시스템에서 이상데이터로 분류된 데이터에 의해서 바로 고장이라고 결론을 내리거나, 이상데이터를 가지고 고장진단 예측시스템에서 고장부분을 예측해낸 결과를 가지고 고장이라고 결론을 내리는 것은 고장진단 신뢰도가 떨어진다. 이것은 감시 데이터가 계통의 상태를 나타내는 척도가 되지만 데이터만 가지고 고장이라고 결론 짓기는 어렵다. 즉 2장에서 살펴 본바와 같이 각종 데이터는 해당 계통에 대한 관계를 명확하게 규칙화할 수 없기 때문이다. 따라서 이러한 데이터 관계를 규칙화할 수 없는 것을 수용할 수 있도록 데이터 처리는 신경회로망이나 퍼지추론 기법을 사용하였으나 각종 데이터 고유의 성질을 다 수용하기는 어려운 실정이다. 그러므로 경우에 따라 오진이 있을 가능성을 배제할 수 없다. 즉 고장가능성 출력이나 이상데이터를 가지고 직접 계통을 점검해 볼 필요가 생기게 된다. 더구나 데이터는 누설음, 인디케이터등과 같이 연속적으로 감시데이터를 얻기가 곤란한 경우도 있다. 따라서 숙련된 운전자는 방대한 데이터 중에서 이상이 있는 데이터가 속한 계통과 고장가능성이 있는 계통을 중심으로 하여 실제로 고장이 발생했는지를 확인하기 위한 고장진단 의사결정트리 형식의 조사를 하게 된다. 이와 같이 숙련된 운전자의 고장조사와 유사한 실제의 고장상황을 검사하는 고장진단 의사결정 트리시스템을 구성하고자 한다.

고장진단 의사결정트리는 수집된 데이터확인 작업과 필요에 따라 해당 계통에 대한 고장발생 확인을 위하여 몇 가지 조사를 하는 것이다. 열교환기계통이나 전동기 및 펌프계통은 취급하는 데이터의 수가 적기 때문에

지식기반 고장진단 예측시스템을 거칠 필요가 없이 데이터 이상감지시스템의 이상데이터 출력을 가지고 이상데이터가 속한 열교환기나 전동기 및 펌프계통의 고장진단 의사결정트리로 고장인지 아닌지의 결론을 얻을 수 있다. 연소계통은 각 실린더 단위로 고장진단이 이루어지기 때문에 해당되는 실린더에 대해서만 조사하면 되고 또 같은 방법으로 여러 실린더에 적용할 수 있으므로 고장진단방법은 상당히 간략하게 된다.

본 장에서는 데이터 이상감지시스템으로부터 이상데이터로 분류된 열교환기계통이나 전동기 및 펌프계통에 속한 이상데이터가 출력되거나 연소계통처럼 고장진단 예측시스템으로부터 고장가능성이 출력되면 해당되는 고장확인 조사를 수행하는 의사결정트리 시스템을 구성 하고자 한다.

5.2 의사결정트리의 구조

일반적인 통계자료의 의사결정트리(answer tree)는 의사결정규칙(decision rule)을 도표화하여 관심대상이 되는 집단을 몇 개의 소집단으로 분류(classification)하거나 예측(prediction)을 수행하는 분석방법이다^[56]. 의사결정트리 분석 방법은 많은 방법들이 제안되어 왔으나 CHAID(Chi-squared automatic interaction detection), CART(Classification and regression tree), QUEST(Quick unbiased efficient statistical tree) 등의 방법이 잘 알려져 있다. 의사결정트리는 분류 또는 예측을 목적으로 하는 경우에 사용할 수 있으며 분석의 정확도 보다는 분석과정의 설명이 잘 드러내야 할 필요가 있을 때 다른 방법들보다 더 유용하다.

의사결정트리는 구성하는 방법이 상기와 같이 여러 가지 방법이 있겠으나 본 장에서는 감시된 데이터를 확인하는 방법과 필요한 조사를 하는 방법을 부가한 의사결정트리를 구성하고자 한다. 통계적 방법처럼 여러 데이터의 특성을 분류하여 의사결정트리를 만들 수도 있겠으나 선박기관실의 데이터인 경우는 미리 군집화의 과정을 거쳐온 상태이므로 숙련된 운전자에 의해 각 계통별로 미리 만들어진 의사결정트리를 따라가면서 고장 확인을 세부적으로 실행할 수 있도록 하였다.

그러나 계통의 감시데이터는 계통의 현재상황을 판단하기는 용이하나 계통내부의 상태를 판단하기는 부족할 때가 있다. 예를 들면 실린더 연소 계통의 고장진단에 있어서 배기가스온도, 과급기입구온도, 소기압력 및 온도 등의 감시데이터 만으로는 어느 특정실린더 연소계통이 고장이라고 판단하기는 어렵다. 이런 경우는 실린더의 연소상태를 좀더 자세히 알 수 있는 실린더 최고압력, 압축압력, 평균유효압력, 연료분사펌프의 토출시기 분사노즐의 사용시간, 피스톤 분해정비 후 경과된 시간, 실린더 오일의

주유량 그리고 같은 부하와 환경 조건에서 이전에 운전한 경우의 데이터와의 비교 등의 다각적인 검토가 필요하다.

선박기관실 고장진단용 계통은 연소계통과 열교환기계통 그리고 전동기 및 펌프계통으로 나눌 수 있는데 각 계통에 대해서 감시데이터와 필요한 조사를 하여 고장 결과를 출력할 수 있도록 작성된 고장진단 의사결정트리는 그림 5.1에서 그림 5.3과 같다. 연관데이터의 수가 많은 계통은 고장진단 예측출력을 가지고 그림 5.1의 경우와 같이 의사결정트리를 통해서 고장을 확정할 수 있고, 연관데이터의 수가 적은 계통은 데이터 이상 감지시스템의 이상데이터를 가지고 그림 5.2나 그림 5.3과 같은 의사결정트리를 통해서 고장을 확정할 수 있다. 이 트리를 이용하는 방법의 장점은 여러 계통을 표준화하여 고장을 확정할 수 있다는 점이다.

5.2.1 연소시스템의 고장진단 의사결정트리

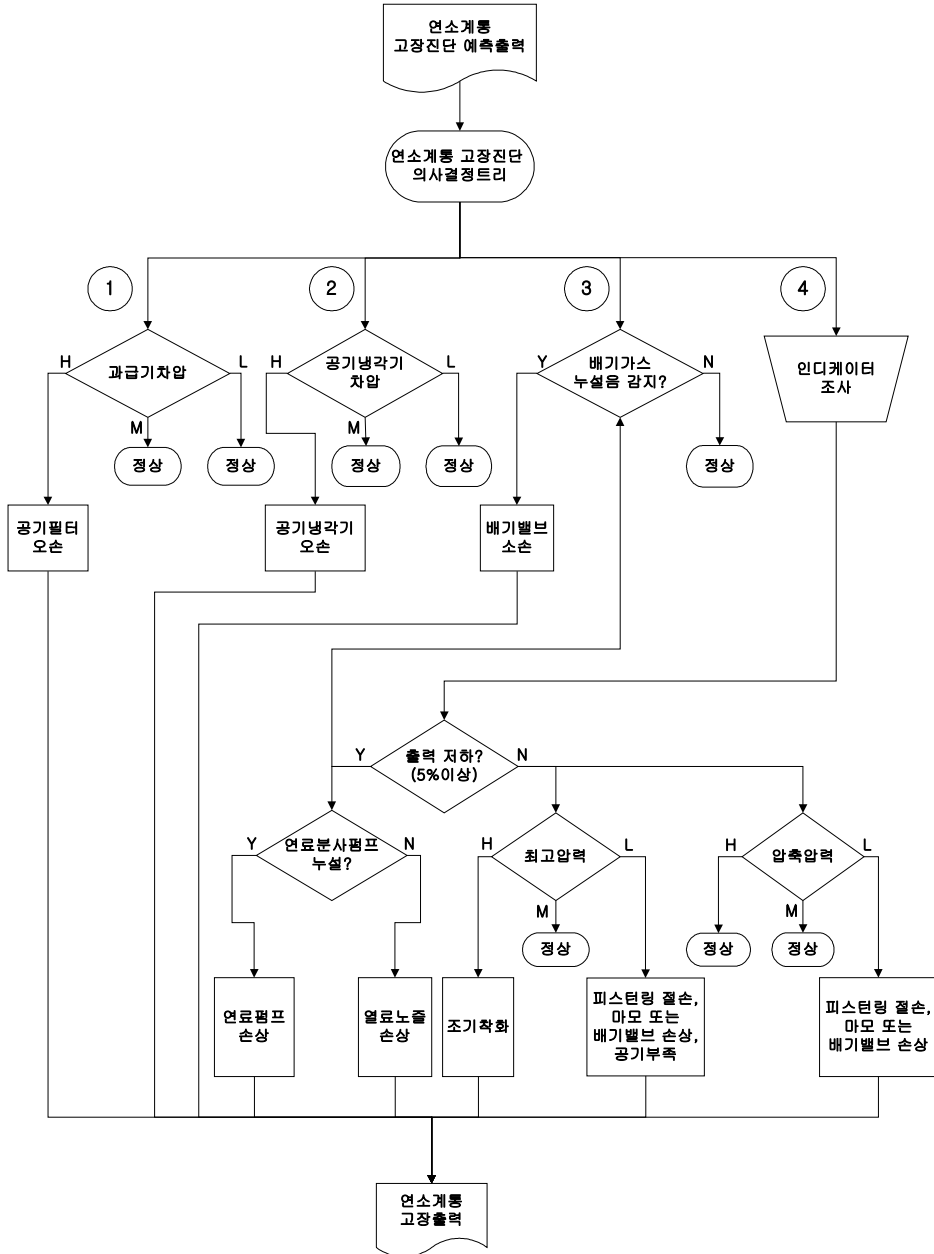


그림 5.1 연소시스템의 고장 확정을 위한 의사결정트리

Fig. 5.1 Answer tree of combustion system for fault decision

5.2.2 열교환기시스템의 고장진단 의사결정트리

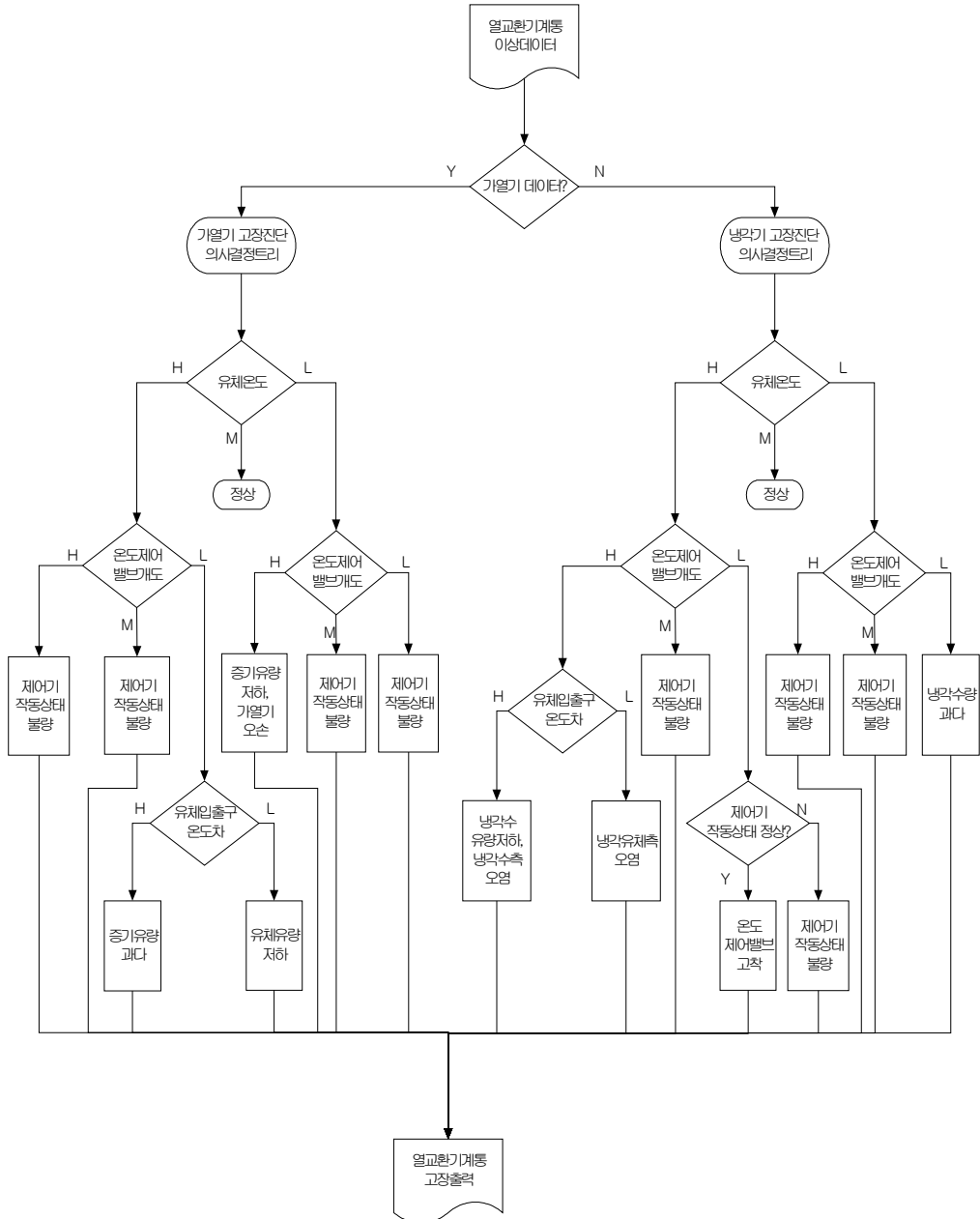


그림 5.2 열교환기시스템의 고장 확정을 위한 의사결정트리

Fig. 5.2 Answer tree of heat exchanger system for fault decision

5.2.3 전동기 및 펌프시스템의 고장진단 의사결정트리

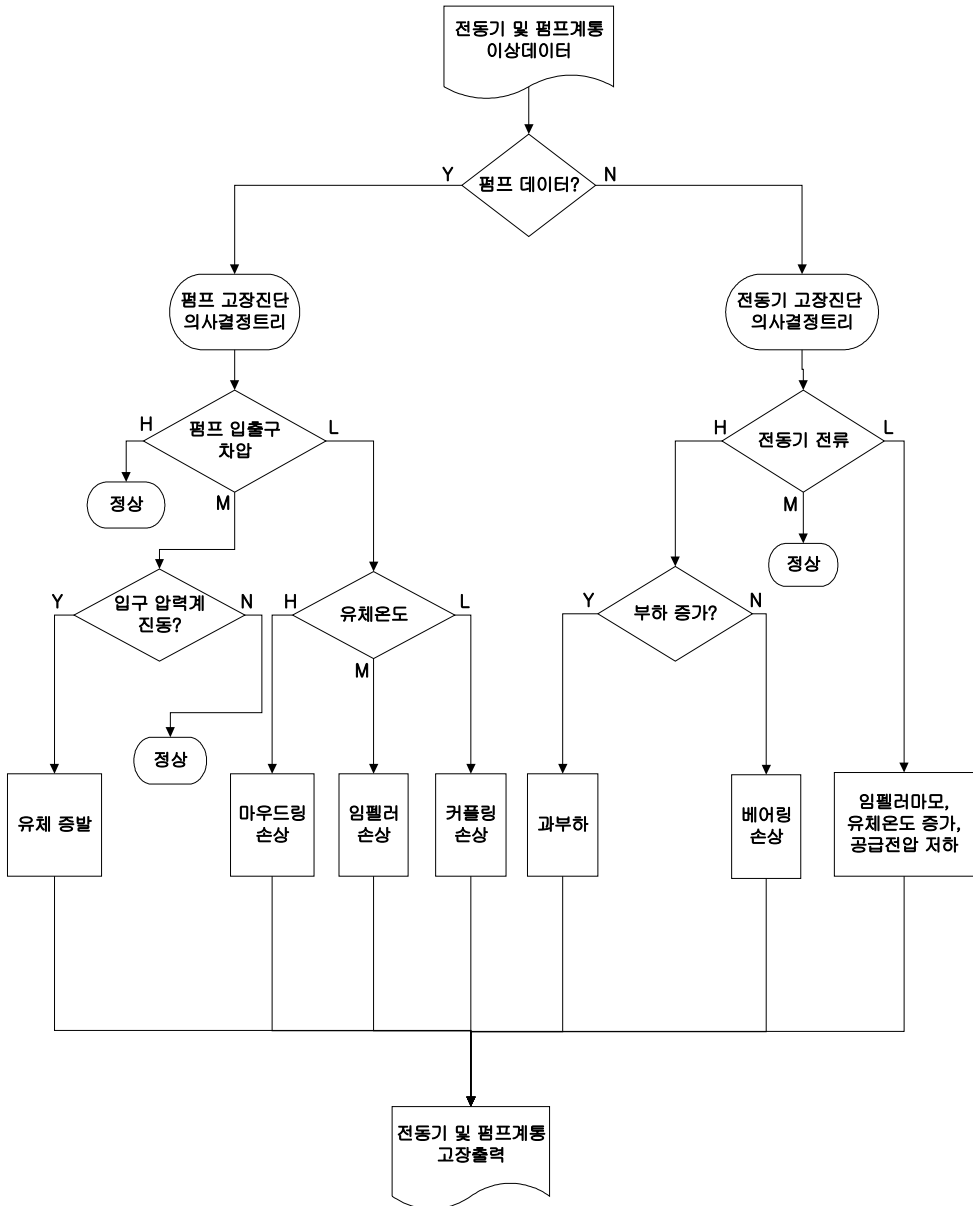


그림 5.3 전동기 및 펌프시스템의 고장 확정을 위한 의사결정트리

Fig. 5.3 Answer tree of motor and pump system for fault decision

5.3 시뮬레이션 및 결과고찰

고장진단 의사결정트리는 고장진단 예측시스템에서 연소계통의 고장가능성 결과를 출력 받은 것과 열교환기나 전동기 및 펌프의 데이터 이상감지시스템에서 출력 받은 이상데이터를 이용하여 각각의 계통에 대한 고장을 확정한다.

고장진단의 예를 들어, 주기관 1번 실린더 배기가스온도가 380℃이고 다른 실린더는 정상이며 부하는 낮으며 과급기입구온도는 중간, 소기압력이 중간 소기온도가 낮은 경우이고 배기가스 누설음이 나는 상태일 때를 모델로 하여 고장진단을 하여보면 다음과 같이 나타난다. 데이터 이상감지시스템에서 신경회로망으로 조사한 이상데이터는 1번 실린더 배기가스온도가 이상데이터로 출력되며 그 예측정확도는 84%정도인 것으로 나온다. 1번 실린더의 배기가스온도가 이상이 있으므로 지식기반 퍼지추론 고장진단 예측시스템에서 추론을 행한 결과는 부하가 낮고, 과급기 온도가 높으며, 소기압력, 소기온도가 낮으면 1번 실린더에 이상이 있는 것으로 추론 된다. 이때 각 연관데이터의 실제온도를 표준 운전온도범위로 정규화한 값으로 입력변수를 표시하여 처리한 것 중에서 가장 높은 소속도를 가진 것의 소속도를 고장진단 소속도로 하였다. 실제 데이터의 입력변수는 부하가 0.2, 과급기온도는 0.6, 소기압력은 0.3, 소기온도는 0.4인 경우에 규칙 R₄, R₅, R₆, R₈, R₁₀, R₁₁, R₁₂에 의해서 출력되는 출력중 가장 큰 출력인 R₆에 의해서 전체 소속도가 0.75으로 75%의 고장가능성이 1번 실린더에 있는 것으로 나타난다.

1번 실린더 연소계통의 고장가능성이 75%로 나온 결과를 이용하여 고장진단 의사결정예측트리로 연소계통의 고장을 확정짓는다. 의사결정트리에서 데이터를 가지고 고장조사를 수행하고 이어서 인디케이터 조사를 한

다. 인디케이터 조사 결과로 출력저하가 없을 경우는 최고압력 조사를 하게 되며 최고압력이 낮으면 공기부족, 배기밸브누설, 피스톤링 누설 등으로 진단결과를 출력한다. 이어서 배기계통을 조사한다. 배기가스 누설음이 들리므로 배기밸브의 소손을 알 수 있다. 이것은 최고압력이 저하되고 누설이 되는 경우이므로 배기밸브 누설 및 소손이 거의 확실시된다. 또 계속해서 과급기계통과 소기계통을 조사할 필요가 있는데 여기서는 정상으로 나오므로 고장상태의 결과가 배기밸브 쪽으로 압축된다.

고장진단 의사결정트리는 데이터 이상감지시스템과 고장진단 예측시스템에서 고장이 있을 것으로 추정되는 것만 조사하게 되므로 많은 데이터에 대해서 다 할 필요는 없다. 데이터 이상감지시스템 시스템에서 이상데이터라고 출력된 연소계통의 이상데이터라 할지라도 연소계통 지식기반 퍼지추론 고장진단 예측시스템에서 고장가능성으로 출력하지 않는 경우가 생긴다. 이런 경우는 정상적인 상태에서의 데이터 값이 이상적으로 높거나 낮게 나타나는 경우이다.

5.4 결론

이 장에서는 연소계통의 고장가능성 출력과 열교환기계통 그리고 전동기 및 펌프계통의 이상데이터 출력이 각각의 고장진단 의사결정트리를 거치면서 고장을 최종적으로 확정하는 과정을 보였다. 연소계통과 열교환기계통 그리고 전동기 및 펌프계통의 3가지로 정형화된 고장진단 의사결정트리는 기관실 대부분의 데이터에 대한 고장진단이 가능함을 보였다.

예를 들어 연소계통은 각 실린더별로 고장진단을 해 나가므로 그대로 반복사용이 가능하고, 열교환기계통과 전동기 및 펌프계통은 각각의 데이터명은 같고 종류별로 그 데이터의 참조값을 정규화하면 연소계통처럼 반복사용이 가능하다.

여러 가지 감시데이터로부터 데이터의 이상감지가 되면 이것을 이용하여 의사결정트리로써 바로 고장진단이 가능한 시스템과 바로 고장진단이 곤란한 시스템이 있음을 알 수 있다. 이런 고장진단이 곤란한 시스템은 여러 연관된 데이터를 처리하는 고장진단 예측시스템을 먼저 이용하여 고장진단 의사결정트리로 고장의 결과를 도출할 수 있음을 보였다.

제 6장 결론

본 논문에서는 선박기관실의 각종 계통에서 감시되는 데이터를 분석하여 이상데이터를 찾아내고 이 이상데이터의 연관성을 지식베이스로부터 추론하여 고장가능성결과를 도출하고 의사결정트리로 고장을 확정짓는 시스템에 대해서 연구 하였다.

기관실 각 계통에서 감시되는 데이터의 특성과 종류를 고찰하여 본 결과 선박기관실의 계통은 데이터특성으로 분류하면 크게 연소계통, 열교환기계통, 및 전동기와 펌프계통의 3가지 계통으로 나눌 수 있다.

이들 데이터를 그 특성별로 군집화하여 같은 방법으로 학습한 신경회로망으로 모델링 하여 이상데이터를 분류해 고장진단을 행할 수 있음을 보였다.

또 연소계통과 같이 연관되는 데이터의 수가 많은 계통은 지식기반 퍼지시스템으로 고장가능성을 진단할 수 있음을 보였다.

연소계통과 같이 연관성데이터가 많은 계통은 이상데이터와 의사결정트리 만으로 고장을 진단하기는 어렵고 열교환기 계통이나 전동기 및 펌프계통과 같이 취급되는 데이터가 적을 경우에는 이상데이터로 의사결정트리를 이용해서 고장진단이 가능함을 보였다.

고장가능성과 오진단을 줄이기 위해 최종적으로 고장진단 의사결정트리를 거치면서 필요한 조사 및 검사가 이루어지도록 설계하여 고장진단의 효율을 높이도록 하였다.

향후 연구관제는 범용으로 적용할 수 있는 연구와 설계변경을 최소로 줄이면서 적용대상에 효과적으로 적용가능 하도록 하는 연구가 계속되어야 하고, 인터넷이나 전용선을 통해 원격으로 고장을 실시간 진단할 수 있는 시스템에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] MAN B&W Diesel A/S, Project Guide and S80MC/S80MCE, Copenhagen Denmark, pp. 1.1-1.20, 1990.
- [2] New Sulzer Diesel Ltd., Engine Selection and Project Manual, RTA84(C,T,M), Winterthur Switzerland, pp. 1-9, 1994.
- [3] 中野克彦, 徳岡哲夫, “大型低速 ディ젤機關の現状と展望”, 日本船用機關學會誌, Vol. 29, No. 12, pp. 892-899, 1994.
- [4] 本村 收, 卍月祐之, “大型低速 ディ젤機關の現状と展望-三菱UE形 機關”, 日本船用機關學會誌, Vol. 29, No. 12, pp. 900-903, 1994.
- [5] MAN B&W Diesel A/S, Service & Maintenance Manual, S90MC/S90MCE, Hyundai Engine Co., Ltd. 1998.
- [6] R. Isermann, "Integration of Fault detection and Diagnosis Methods", IFAC-Symposium SAFEPROCESS'94, Espoo, pp. 597-612, 1994.
- [7] E. Y. Chow, A. S. Wilsky, "Analytical Redundancy and the Design of Robust Detection Systems", IEEE Transaction on Automatic Control, AC-29, 7, pp. 603-614, 1984.
- [8] 김성호, 김정수, 박태홍, 이종렬, 박귀태, “퍼지-신경망 기반 고장진단시스템의 설계” 전기학회 논문지 48A권 10호, pp. 1272-1278, 1999.
- [9] 박영문, 이홍재, “전력 계통의 고장진단에 대한 숙련자 시스템의 적용”, 대한전기학회 논문지, VOL. 39, NO. 10, 1990.
- [10] Claudio Bonivento, Andrea Paoli, and Lorenzo Marconi, "Fault-tolerant control of the ship propulsion system benchmark“, Control engineering practice 11, 2002, www.elsevier.com/locate/conengprac

- [11] Xi Sun, Tongwen Chen and Horacio J. Marquez, "Efficient model-based leak detection in boiler steam-water systems", *Computers and chemical engineering* 26, pp. 1643-1647, 2002.
- [12] A. G. Parlos, O. T. Rais, A. F. Atiya, "Multi-step-ahead prediction using dynamic recurrent neural networks", *Neural networks* 13, pp. 756-786, 2000.
- [13] A. J. C. Sharkey, N. E. Sharkey and O. C. Gopinath, "Diverse neural net solutions to a fault diagnosis problem", Department of Computer science, University of Sheffield, U.K., sep. 30. 1999. *Neural Computing and Applications*, 4, 218-227(1996)
- [14] G. O. Chandroth, J. C. Sharkey & Noel E. Sharkey, "Artificial Neural Nets and Cylinder Pressures in Diesel Engine Fault Diagnosis", Neurocomputing & Robotics group, Department of Computer science, University of Sheffield, Sheffield S1 4DP, U.K.
- [15] Subhasis Nandi and Hamid A. Toliyat, "Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Machines-A review", Electric machines & Power Electronics Laboratory, Department of Electrical Engineering, Texas A&M University College Station, TX 77843-3128.
- [16] Shahin Arefzadeh, Paul Burgwinkel, bernd Geropp, "Diagnosis of Diesel Engines Based on Vibration Analysis and Fuzzy-Logic", Aachen University of Technology, Institut Für Bergwerks-und Hüttenmaschinenkunde Wüllnerstr. 2, 52056 Aachen, Germany. pp. 1497-1500, EUFIT '96.

- [17] M. J. Roemer, D. M. Ghiocel, "A probabilistic approach to the diagnosis of gas turbine engine faults", STI Technologies, Inc., 1800 Brighton-Henrietta Town Line Rd., Rochester, New York 14623.
- [18] T. Kohonen, Self-organization and associative memory, springer verlag, pp. 10-17, 1984.
- [19] piping system diagram in e/r, 309,000 dwt class crude oil carrier (ship no.1089/1090) , hyundai heavy industries co., ltd. 1997.
- [20] W. S. McCulloch, and W. Pitts , "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity" Bulletin of Mathematical Biophysics, vol.9, pp. 127-147, 1943.
- [21] D. O. Hebb, The Organization of Behaviour, Wiley, New York, 1949.
- [22] F. Rosenblatt, The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review, vol 65, pp. 386-408, 1958.
- [23] B. Widrow, and M. E. Hoff , Adaptive switching circuits, 1960 IRE WESCON Convention Record, New York: IRE , pp. 96-104, 1960.
- [24] M. L. Minsky, and S. A. Papert , Perceptrons, The MIT Press, Cambridge, MA , 1969.
- [25] T. Kohonen, Self-Organization and Associative Memory , Springer-Verlag, Berlin, 1987.
- [26] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities" , Proc. of the

- National Academy of Sciences, vol 79, pp. 2554-2558, 1982.
- [27] S. Grossberg, Adaptive pattern classification and universal recording: I. parallel development and coding of neural feature detectors , Biological Cybernetics, vol. 23, pp. 121-134, 1976.
- [28] S. Grossberg, Neural Networks and Natural Intelligence , The MIT Press, Cambridge, MA, 1988.
- [29] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, Learning internal representations by error propagation, In D. E. Rumelhart and J. L. McClelland (Eds), Parallel Distributed Processing, MIT Press, Cambridge, MA, 1986.
- [30] K. Sinha and M. M. Gupta, Soft Computing and Intelligent Systems: Theory and Applications, Academic Press, pp. 377-402, 2000.
- [31] 김대수, 신경망 이론과 응용(I), (주)하이테크정보세계, pp. 17-22, 1999.
- [32] M.-y. Chow and S.-O.Yee, "Robustness Test of Incipient Fault Detector Artifical Neural Network", Proceedings of IJCNN-91-Seattle, 1991.
- [33] R. Isermann, "Process fault detection based on modeling and estimation methods", Automatica, Vol. 20, pp. 387-404, 1984.
- [34] A. K. Sood, A. A. Fahs, and Henein, "Engine Fault Analysis Part II : Statistical Methods", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 32, NO. 4, 1985.
- [35] K. S. Narendra and K. Parthasarathy , "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", IEEE

- Transactions on Neural Networks, vol. 1, 1990.
- [36] A. K. Sood, A. A. Fahs, and Henein, "Engine Fault Analysis Part I : Statistical Methods", IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 32, no. 4, 1985.
- [37] Harald Hruschka, Martin Natter, "Comparing performance of feedforward neural nets and K-means for cluster-based market segmentation" European Journal of Operational Research 114, pp. 346-353, 1999.
- [38] 허준, 최병주, 클레멘타인을 이용한 데이터마이닝, SPSS아카데미, 2001.
- [39] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets", Info. & Ctl., vol.8, pp. 338-353, 1965.
- [40] L. A. Zadeh, "Fuzzy algorithms", Info. & Ctl., vol.12, pp. 94-102, 1968.
- [41] L. A. Zadeh, "Probability measure of fuzzy events," J. Math. Anal. Appl., vol. 12, pp. 421-427, 1968.
- [42] M. Sugeno, "Fuzzy Measure and Fuzzy Integral", Journal of the Society of Instrument and Control Engineers , vol. 8, no. 2, pp. 218-226, 1972.
- [43] E. H. Mamdani, "Application of Fuzzy Algorithms for the Control of a Dynamic Plant", Proc. IEE, 121, pp. 1585-1588, Dec. 1974.
- [44] L. P. Holmblad, J. J. Ostergaard, Control of cement kiln by fuzzy logic. In: Fuzzy Information and Decision Processes (M.M. Gupta, E. Sanchez, eds.), North-Holland, Amsterdam, pp. 389-399, 1982.
- [45] W. J. M. Kickert, E. H. Mamdani, Analysis of a fuzzy logic

- controller. *Fuzzy Sets and Systems*, 1(1), pp. 29-44, 1978.
- [46] S. Yasunobu, S. Miyamoto, and H. Ihara, Fuzzy control for automatic train operation system, in Proc. 4th. IFAC/IFIP/IFORS Int. Congress on Control in Transportation Systems, Baden-Baden, April, 1983.
- [47] O. Yagashita, O. Itoh, and M. Sugeno Application of fuzzy reasoning to the water purification process, in *Industrial Applications of Fuzzy Control*, Sugeno M, Ed. Amsterdam: North-Holland ,pp. 19-40, 1985.
- [48] M. Sugeno and K. Murakami, "An experimental study on fuzzy parking control using a model car", in M. Sugeno, eds., *Industrial Applications of Fuzzy Control*, Amsterdam, North-Holland, 1985.
- [49] M. Sugeno, M. F. Griffin(1), A. Bastian(2), Fuzzy Hierarchical Control of An Unmanned Helicopter (To be presented at IFSA'93) ,Tokyo Institute of Technology Systems Sciences Department 4259 Nagatsuta, Midori-Ku Yokohama 227, Japan.
- [50] M. M. Gupta, J. B. Kiszka, and G. M. Trojan. , "Multivariable structure of fuzzy control systems," , *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 16, pp. 638-656, 1986.
- [51] B. Kosko 'Fuzzy Cognitive Maps' *Intl. J. Man-Machine Studies***24**, p. 65, 1986.
- [52] B. Kosko 'Fuzzy Associative Memories' in A. Kandel (ed) *Fuzzy Expert Systems* AW, 1987.
- [53] 오성권, 퍼지모델 및 제어이론과 프로그램, (주)도서출판 기다리,

- pp. 11-15, 1999.
- [54] 채석, 오영석, 퍼지이론과 제어, 청문각, pp. 205-355, 2000.
- [55] L. C. Jain, R. P. Johnson, Y. Takefuji, L. A. Zadeh, Knowledge-Based Intelligent Techniques in Industry, CRC Press, pp. 191-223, 1999.
- [56] 최종후, 한상태, 강현철, 김은석, Answer Tree를 이용한 데이터마이닝 의사결정트리분석, SPSS 아카데미, pp. 15-94, 2000.
- [57] 이상배, 퍼지-뉴로제어 시스템, (주)교학사, pp. 115-116, 1999.
- [58] <http://www.abo.fi/~rfuller/ifsa.html>.
- [59] <http://wwwsoc.nii.ac.jp/soft/index-e.html>.
- [60] <http://fuzzy.or.kr/>
- [61] 손제봉, 엄무수, 이길용, 이일천, 서영택, 최신전기기기, 도서출판광명, pp. 209-237, 1999.
- [62] Y. C. Pati, P. S. Krishnaprasad, "Analysis and Synthesis of Feedforward Neural Networks Using Discrete Affine Wavelet Transformations", electrical engineering department and systems research center, university of Maryland,
- [63] P. J. Antsaklis, K. M. Passino, An Introduction to Intelligent and Autonomous Control, [P. R. Prasad, J. F. Davis, chapter 16. "A Framework for Knowledge-Based Diagnosis in Process Operations"], KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS, pp. 401-422, 1992.
- [64] K. J. HUNT, D. SBARBARO, R. ZBIKOWSKI and P. J. GAWTHROP, "Neural Networks for Control Systems-A Survey", Automatica, Vol. 28, No. 6, pp. 1083-1112, 1992.

- [65] P. J. Antsaklis and K. M. Passino, "An Introduction to Intelligent and Autonomous Control," [K. J. Astrom, K. E. Arzen, chapter 7. "Expert Control "] KLUWER academic publishers, pp. 163-189, 1992
- [66] 천행춘, 유영호, "신경회로망을 이용한 디젤기관의 데이터 이상감지 시스템에 관한 연구", 박용기관학회지, 제 26권 제 4호, pp. 493-500, 2002.
- [67] J. M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, West Publishing Company, St. Paul, MN, 1992.
- [68] Mo-Yuen Chow, Methodologies of Using Neural Network and Fuzzy Logic Technologies for Motor Incipient Fault Detection, World Scientific, pp. 47-61, 1997.
- [69] L. C. Jain, R. P. Johnson, Y. Takefuji, L. A. Zadeh, Knowledge-Based Intelligent Techniques in Industry, CRC Press, pp. 191-223, 1999.

Appendix A 디젤기관 구동 선박 기관실의 구성

선박 기관실의 구성은 선박의 추진에 필요한 계통과 화물 및 주거에 필요한 계통으로 나눌 수가 있는데, 특히 운항중 고장진단이 필요한 계통은 추진에 필요한 계통이다. 추진에 필요한 계통은 주기관계통, 발전기계통, 보일러 및 열교환기계통, 전동기 및 펌프계통 등으로 구분할 수 있다.

A.1 주기관계통

주기관계통은 선박 추진에 필요한 주 추진기관 계통을 말하며 주기관은 추진력을 발생하는 기관으로써 운항 중에 가장 주의가 필요한 기계이다. 특히 주기관은 내연기관으로써 실린더 내부의 연소 상태는 출력과 직결되며 관계되는 데이터는 상호 영향을 많이 주는 데이터로 구성되어 있어 많은 주의가 필요하다.

주기관은 그림 A.1과 같이 여러 가지 부 계통으로 구성되어 있으며 각 부 계통을 포함한 데이터는 표 A.1과 같다. 그러나 앞서 설명한 바와 같이 고장진단을 위하여 각 계통을 기계의 성질에 따라 분류하면 많은 부 계통은 열교환기와 전동기 및 펌프계통으로 분류되고 순수하게 주기관에 관한 계통은 연소계통만 남게 된다. 주기관 자체만을 고려하여 취급되는 데이터는 표 A.2와 같으며 연소계통의 주요 데이터는 표 A.3과 같다.

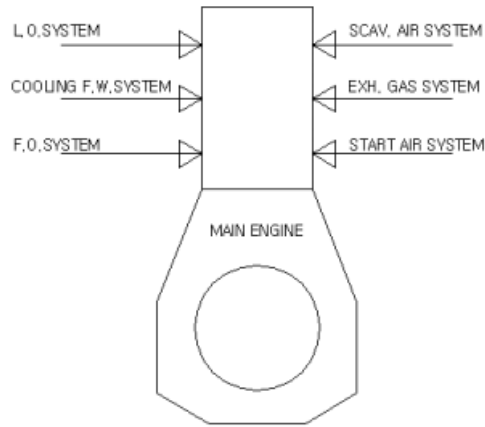


그림 A.1 주기관계통
Fig. A.1 Main Engine System

표 A.1 부 계통을 포함한 주기관의 데이터

Table A.1 Data of Main Engine included Sub System

| 부 시스템 명 | 구성 기기 | 감시되는 데이터 명 | 단위 | 데이터 구분 ¹⁾ | 상호 연관성 ²⁾ |
|-------------|-------------|--------------|-----|----------------------|----------------------|
| L.O. system | L.O.PUMP | 윤활유 입구압력 | MPa | MP | LO |
| | | 윤활유 출구압력 | MPa | MP | MD |
| | | 윤활유 입구온도 | ℃ | MP | LO |
| | | 윤활유 출구온도 | ℃ | MP | MD |
| | | 펌프 구동 전동기 전류 | A | MP | MD |
| | L.O. COOLER | 윤활유 입구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 윤활유 출구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 냉각수 입구온도 | ℃ | HT | LO |
| | | 냉각수 출구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 3-WAY V/V 개도 | % | HT | LO |
| | L.O. FILTER | 필터 입구압력 | MPa | MP | LO |
| 필터 출구압력 | | MPa | MP | MD | |

| | | | | | |
|--------------------------|-------------------------|--------------------|-----|-------|----|
| | | 필터 입 출구 차압 | MPa | MP | LO |
| Jacket F.W. system | F.W. PUMP | 냉각수 입구압력 | MPa | MP | LO |
| | | 냉각수 출구압력 | MPa | MP | MD |
| | | 냉각수 입구온도 | ℃ | MP | MD |
| | | 냉각수 출구온도 | ℃ | MP | MD |
| | | 펌프 구동 전동기 전류 | A | MP | MD |
| | F.W. COOLER | 청수 입구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 청수 출구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 냉각수 입구온도 | ℃ | HT | LO |
| | | 냉각수 출구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 3-WAY V/V 개도 | % | HT | LO |
| F.O. system | F.O. booster PUMP | 연료유 입구압력 | MPa | MP | LO |
| | | 연료유 출구압력 | MPa | MP | MD |
| | | 연료유 입구온도 | ℃ | MP | MD |
| | | 연료유 출구온도 | ℃ | MP | MD |
| | F.O. Heater | 연료유 가열기 입구온도 | ℃ | HT | LO |
| | | 연료유 가열기 출구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 연료유 가열기 증기 입구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 연료유 가열기 증기 출구온도 | ℃ | HT | MD |
| | F.O. FILTER | 필터 입구압력 | MPa | MP | MD |
| | | 필터 출구압력 | MPa | MP | MD |
| 필터 입 출구 차압 | | MPa | MP | LO | |
| SCAV.AIR system | SCAV. AIR COOLER | 소기냉각기 공기 입구온도 | ℃ | HT&CS | MD |
| | | 소기냉각기 공기 출구온도 | ℃ | HT&CS | HI |
| | | 소기냉각기 냉각수 입구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 소기냉각기 냉각수 출구온도 | ℃ | HT | MD |
| | | 소기냉각기 입구압력 | MPa | HT&CS | MD |
| | | 소기냉각기 출구압력 | MPa | HT&CS | HI |
| EXH.GAS | EXH. GAS | NO.1 실린더 배기가스 출구온도 | ℃ | CS | HI |

| | | | | | |
|---|----------------|--------------------|-----|----|----|
| system | CYL. OUTLET | NO.2 실린더 배기가스 출구온도 | ℃ | CS | HI |
| | | : | ℃ | CS | HI |
| | | NO.9 실린더 배기가스 출구온도 | ℃ | CS | HI |
| | TURBO | 과급기 배기가스 입구온도 | ℃ | CS | HI |
| | | 과급기 배기가스 출구온도 | ℃ | CS | MD |
| | CHARGER | 과급기 공기 출구압력 | MPa | CS | HI |
| | | 과급기 공기 입구압력 | MPa | CS | MD |
| | | 과급기 공기 출구온도 | ℃ | CS | MD |
| 기타 system | | 주기관 회전수 | rpm | | LO |
| | | 연료유 분사펌프 인덱스 | | | LO |
| | | 가바나 인덱스 | | | LO |
| | | 연료유 핸들 노치 | | | LO |
| | | 윤활유 섬프탱크 레벨 | | | LO |
| <p>Remarks 1) 기계의 기능별 분류</p> <p>(1) 전동기 와 펌프계통 : MP</p> <p>(2) 냉각기, 가열기 등 열교환기계통 : HT</p> <p>(3) 연소계통 : CS</p> <p>2) 상호 연관성은 데이터가 다른 데이터에 주는 영향의 정도로서 L, M, H로 구분함</p> <p>(1) LO : 1-2개의 데이터 조사로 원인 규명이 가능한 영향이 낮은 단순데이터</p> <p>(2) MD : 3-4개의 데이터 조사로 원인 규명이 가능한 데이터</p> <p>(3) HI : 많은 영향을 주는 데이터</p> | | | | | |

표 A.2 주기관 데이터

Table A.2 Data of Main engine

| 압력 데이터(MPa) | 온도 데이터(℃) | 기타 데이터 |
|----------------|----------------|--------------|
| 윤활유 입구압력 | 윤활유 입구온도 | 주기관 회전수(rpm) |
| 냉각수 입구압력 | 냉각수 입구온도 | 연료유 분사펌프 인덱스 |
| 시동공기 압력 | 각실린더 냉각수 출구온도 | 가바나 인덱스(%) |
| 연료유 입구압력 | 연료유 입구온도 | 연료핸들 노치(%) |
| 캠윤활유 입구압력 | 각실린더 배기가스 출구온도 | 윤활유 섬프탱크 레벨 |
| 소기압력 | 소기온도 | |
| 피스톤냉각유(수) 입구압력 | 과급기 배기가스 입출구온도 | |
| 과급기 공기 입출구압력 | | |

표 A.3 주기관 연소계통 데이터

Table A.3 Data of Main engine combustion system

| 압력 데이터(MPa) | 온도 데이터(℃) |
|--------------|-----------------|
| 소기압력 | 소기온도 |
| 공기냉각기 입출구압력 | 각 실린더 배기가스 출구온도 |
| 과급기 공기 입출구압력 | 과급기 배기가스 입출구온도 |

A.2 발전기계통

발전기계통은 선내에서 필요한 전기를 생산하는 계통으로 발전기는 2대 이상을 탑재하여 항상 무정전 상태가 유지되도록 하고 있다. 발전기는 주기관과 마찬가지로 디젤기관을 이용하는 것이 보통이며, 운항 중에는 주기관의 배기가스보일러를 이용하여 증기터빈발전기를 가동하는 경우도

있다. 발전기를 운전하기위한 윤활유나 냉각수계통은 일반적으로 주기관과 달리 기관자체구동으로 행해진다. 발전기에서 생산된 전기는 주로 각 계통의 펌프를 구동하기위한 전동기에 쓰여 진다. 발전기계통은 그림 A.2와 같고 취급하는 데이터는 표 A.4와 같다. 발전기관은 주기관의 각 계통을 축소해 놓은 것으로 볼 수 있으며 따라서 발전기계통도 대별하면 연소계통과 열교환기계통, 전동기 및 펌프계통으로 분류가 가능하다.

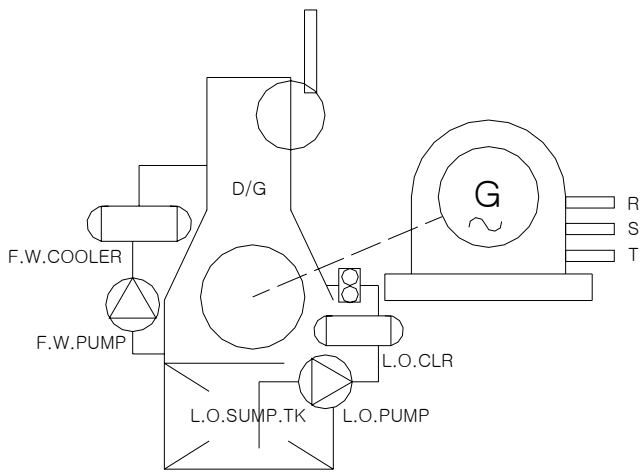


그림 A.2 발전기계통
Fig. A.2 D/G System

표 A.4 발전기 데이터

Table A.4 Data of generator engine

| 압력 데이터(MPa) | 온도 데이터(℃) | 기타 데이터 |
|-------------|----------------|-------------|
| 윤활유 입구압력 | 윤활유 입구온도 | 회전수(rpm) |
| 냉각수 입구압력 | 냉각수 입구온도 | 주파수(Hz) |
| 시동공기 압력 | 각 실린더 냉각수 출구온도 | 전압(V) |
| 연료유 입구압력 | 연료유 입구온도 | 전류(A) |
| 소기압력 | 소기온도 | 전력(kW) |
| | 각 실린더 배기가스 온도 | 역률 |
| | 과급기 배기가스 입출구온도 | 윤활유 섬프탱크 레벨 |

A.3 윤활유계통

윤활유계통은 크게 윤활유 이송 계통과 윤활유 서비스 계통으로 나누어지며 윤활유 서비스 계통은 또 주기관 윤활 계통과 주기관 실린더 윤활 계통으로 나뉜다.

윤활유 이송계통은 윤활유를 수급 받아서 저장탱크에 저장하는 것과 주기관 섬프탱크의 윤활유를 계속해서 청정하는 계통 및 주기관 섬프탱크 윤활유를 윤활유 침전탱크로 이송하는 계통으로 이루어져 있다. 그리고 윤활유 서비스 계통은 주기관 윤활유 섬프탱크에서 윤활유를 펌핑하여 윤활유 냉각기로 온도를 조절하고 필터를 통한 후에 기관 각부로 공급하도록 되어있으며, 기관 각부를 순환한 윤활유는 다시 주기관 섬프탱크로 모

여서 순환된다. 실린더 윤활유는 저장탱크에 수급된 후에 실린더 윤활유 측정탱크로 이송되고 유량계를 거쳐 각 실린더로 공급된다. 또 스팀튜브 윤활 계통은 전부 밀봉 윤활유계통과 후부 밀봉 윤활유계통 및 스팀튜브 윤활 계통으로 나뉘어져 있다. 후부 밀봉 윤활유계통과 스팀튜브 윤활 계통은 각각 상부 와 하부 중력탱크를 가지고 있어서 선박의 흘수상태에 따라서 전환 하도록 하고 있다. 윤활유계통은 그림 A.3과 같으며 데이터는 표 A.5와 같다.

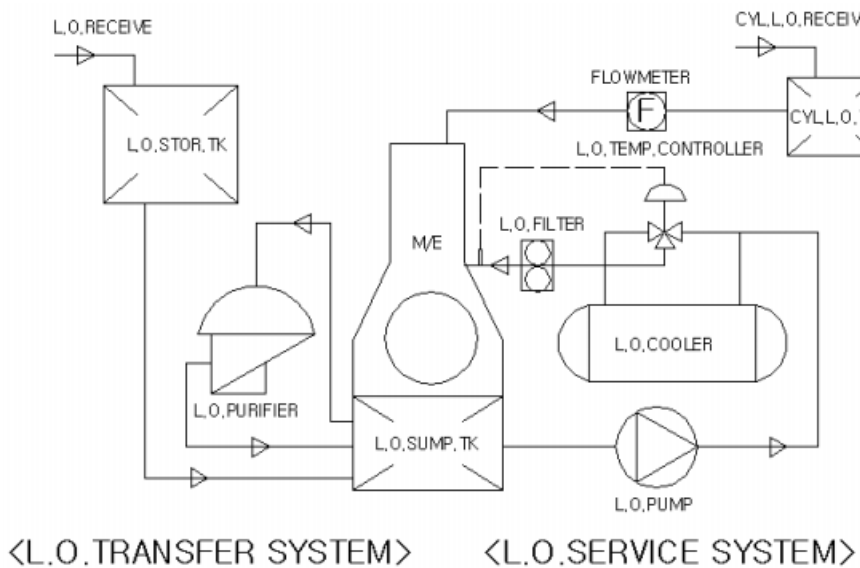


그림 A.3 윤활유계통
Fig. A.3 L.O. System

표 A.5 윤활유계통의 데이터

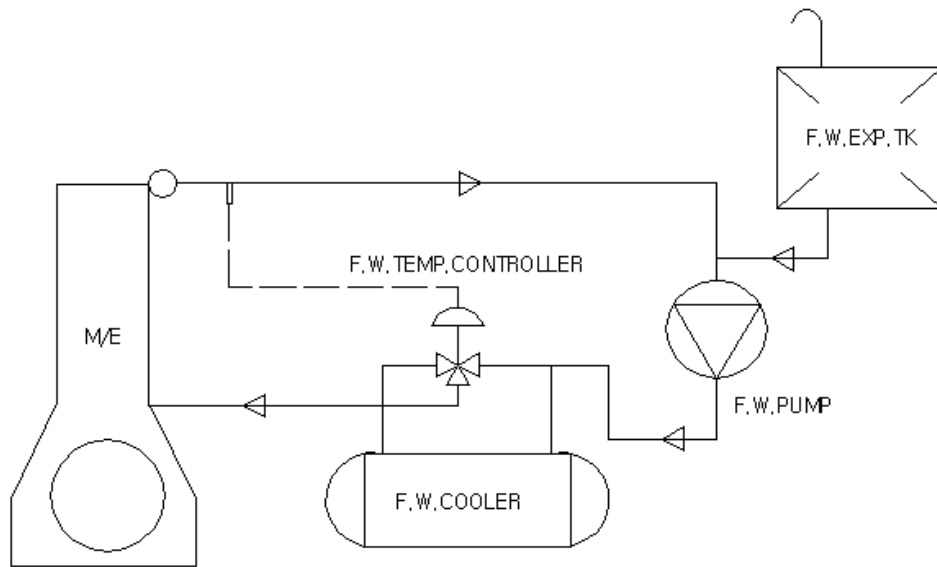
Table A.5 Data of L.O. system

| 압력 데이터(MPa) | 온도 데이터(℃) | 기타 데이터 |
|---------------|----------------|-----------------|
| L.O. 펌프 입출구압력 | L.O. 냉각기 입출구온도 | 온도 제어밸브 개도(%) |
| L.O. 필터 차압 | L.O. 청정기 입구온도 | L.O. 저장탱크 레벨 |
| L.O. 청정기 입구압력 | 냉각기 냉각수 입출구온도 | 실린더 L.O. 유량계(ℓ) |
| L.O. 기관 입구압력 | L.O. 기관 입구온도 | |

A.4 주기관 냉각청수 계통

주기관을 빠져나온 냉각수는 자켓냉각청수펌프에 의해서 가압된 후에 냉각기로 온도가 조절되고 주기관 냉각수입구로 보내진다. 주기관을 기동하기 위해서 난기가 필요할 경우에는 펌프 출구를 나온 냉각수는 예열용 가열기를 통해서 가열된 후 순환된다. 또 기관 운전 중에 조수기용 브라인을 가열하기 위해서 펌프를 나온 냉각수는 냉각기를 통하기 전에 조수기를 통해서 나온다.

계통 중에 누설이나 증발 등에 의해서 부족해진 냉각수는 주기관 자켓 냉각수 버퍼탱크(팽창탱크)로부터 자켓냉각청수펌프 입구로 보충된다. 자켓냉각청수 계통은 그림 A.4와 같고 데이터는 표 A.6과 같다.



<COOLING F.W.SYSTEM>

그림 A.4 냉각수계통
Fig. A.4 Cooling F.W. system

표 A.6 냉각수계통의 데이터

Table A.6 Data of cooling F.W. system

| 압력 데이터(MPa) | 온도 데이터(°C) | 기타 데이터 |
|---------------|---------------|---------------|
| 냉각청수 펌프 입출구압력 | 냉각기 청수 입출구온도 | 온도 제어밸브 개도(%) |
| 청수 기관 입구압력 | 냉각기 냉각수 입출구온도 | 청수 팽창탱크 레벨 |
| | 청수 기관 입구온도 | |
| | 청수 각 실린더 출구온도 | |

A.5 중앙 냉각청수 계통

종래의 선박은 각각의 계통마다 냉각기를 해수로써 생각해왔다. 해수 냉각계통은 염분에 의한 부식이 심할 뿐 아니라 냉각계통에 부식방지용 약품처리가 곤란하므로 각종 냉각기 및 파이프의 부식이 심했다. 더구나 같은 청수냉각 계통이라 하더라도 주기관과 발전기관의 냉각수계통을 별도로 설치하였다. 오늘날의 선박은 대부분의 냉각기를 청수로 냉각하고, 이 냉각수를 중앙냉각수 냉각기에서 해수로 냉각하는 계통을 채용하고 있다. 이 계통의 장점은 각종 냉각기를 냉각하는 냉각수가 청수이며 순환하므로 약품처리가 용이하여 각 계통의 부식을 방지할 수 있다. 오염이 자주 되는 냉각기는 해수 냉각을 하는 이 중앙 냉각기뿐이고 또 2대를 탑재하고 있으므로 종래의 선박에서는 냉각기가 오염되면 정박 중에만 소제가 가능한 것에 비해 항해중이라도 중앙 냉각기는 청소가 가능하다. 중앙 냉각청수 계통은 그림 A.5와 같고 데이터는 표 A.7과 같다.

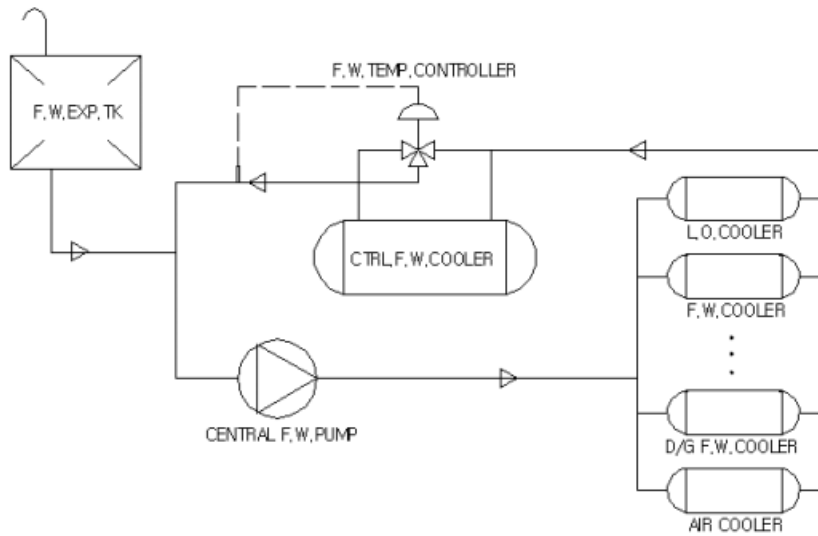


그림 A.5 중앙 냉각수계통

Fig. A.5 Central F.W. cooling system

표 A.7 중앙 냉각수계통의 데이터

Table A.7 Data of central F.W. cooling system

| 압력 데이터(MPa) | 온도 데이터(℃) | 기타 데이터 |
|-------------|-----------------|--------------|
| 냉각수펌프 입출구압력 | 중앙냉각기 청수 입출구온도 | 온도제어밸브 개도(%) |
| | 냉각청수 각 냉각기 입구온도 | 청수 팽창탱크 레벨 |

A.6 연료유계통

연료유계통은 순환유계통과 마찬가지로 연료유 이송계통과 연료유 서비스 계통으로 나뉘어 진다. 또 연료유는 선박용 디젤연료인 MDO(Marine diesel oil) 와 저질중유인 HFO(Heavy fuel oil)로 나뉜다.

연료유 이송계통은 각각의 연료를 연료유 저장 탱크에 공급하여서 저장

하였다가 필요시에 연료유 이송펌프로 각각 MDO 침전탱크 및 HFO 침전 탱크로 이송하는 계통으로 이루어진다. 이때 HFO는 상온에서 죽처럼 굳 으므로 가열하여서 이송한다.

침전탱크에 이송된 연료유는 연료유 청정기로 청정하여 서비스탱크로 보낸다. 여기서도 HFO는 침전탱크에 있을 경우나 청정중, 그리고 서비스 탱크에 저장 중에는 항상 가열하여 유동상태가 양호하도록 유지한다.

연료유 서비스 계통은 다음과 같다. 서비스탱크에 저장된 청정 연료유 는 유량계를 통해서 혼합탱크로 보내어지고, 연료유 승압펌프는 혼합탱크 의 연료를 가압하여 주기관 연료유 가열기로 보내도록 되어있다. 또 가열 기에서 가열된 연료유는 점도조절장치를 통과하면서 연료유의 가열온도를 결정하여 일정한 비중을 유지하도록 한 후에 연료유 필터를 통해서 주기 관의 연료분사 펌프에 공급된다. 분사되고 남은 연료유는 리턴 라인을 통 해서 혼합탱크로 되돌아와서 다시 연료유 승압펌프입구로 순환된다. 마린 디젤연료유는 서비스탱크에서 유량계를 통해서 발전기관에 공급되며 분사 되고 남은 연료유는 리턴챔버로 돌아와 유량계를 통과한 지점에서 다시 기관 입구로 가게 되어 있다. 연료유계통은 그림 A.6과 같고 그 데이터는 표 A.8과 같다.

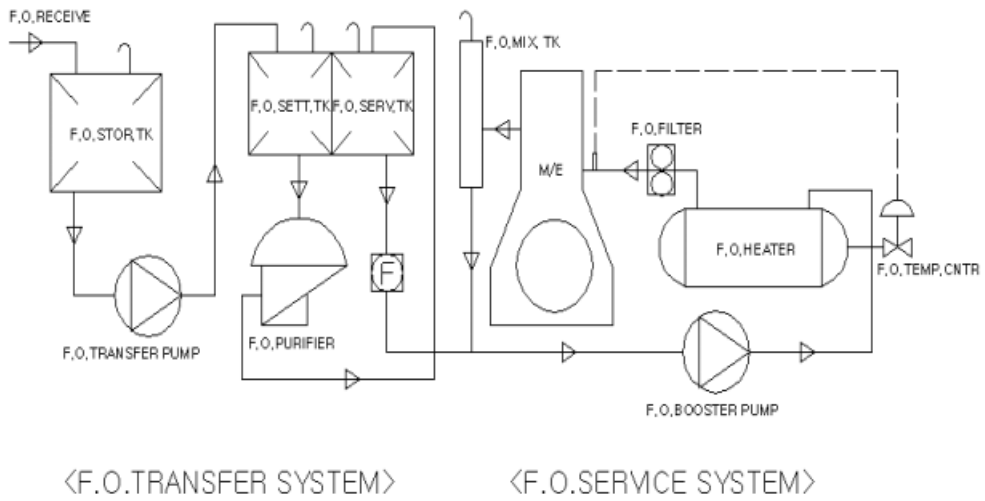


그림 A.6 연료유계통
Fig. A.6 Fuel oil system.

표 A.8 연료유계통의 데이터
Table A.8 Data of fuel oil system

| 압력 데이터(MPa) | 온도 데이터(°C) | 기타 데이터 |
|-------------|--------------|---------------|
| 이송펌프 입출구압력 | 저장탱크 온도 | 유량계(ℓ) |
| 필터 차압 | 침전탱크 온도 | 침전탱크 레벨 |
| 승압펌프 입출구압력 | 서비스탱크 온도 | 서비스탱크 레벨 |
| 청정기 입구압력 | 가열기 입출구온도 | 온도 제어밸브 개도(%) |
| | 가열기 증기 입출구온도 | |
| | 기관 입구온도 | |

A.7 보일러계통

보일러계통은 보일러 연료유계통과 보일러 급수 및 증기계통으로 나눌 수 있다. 보일러 연료유계통은 HFO 서비스탱크나 침전탱크로 이송된 연료유를 유량계를 통해서 보일러 연료유 승압펌프로 승압시키고, 보일러연료유가열기에서 가열하여 보일러 버너로 공급하도록 되어있으며, 남은 연료유는 다시 리턴탱크로 돌아온 후에 승압펌프의 입구로 되돌아오게 구성 되어 있다. 보일러 연료유도 주기관 연료유처럼 MDO도 사용이 가능하도록 되어있다.

보일러의 급수계통은 급수필터탱크의 물을 급수펌프로 가압하여 보일러에 공급한다. 항해 중에는 주기관의 배기가스 폐열을 이용하는 배기가스 보일러가 사용된다. 보일러의 물이 순환수펌프에 의해 보일러와 배기가스 보일러 간을 순환하면서 증기가 발생된다. 발생된 증기는 터빈 발전기나 터빈구동펌프를 구동하는데 사용되기도 하고 $5\text{kg}/\text{cm}^2$ 정도로 감압하여 각종 가열기를 가열하는데 사용하며 기타 취사용이나 난방용으로 사용한다. 사용된 증기는 다시 대기압 응축기에서 물로 바뀌며 급수필터탱크로 되돌아온다. 보일러계통은 그림 A.7과 같고 데이터는 표 A.9와 같다.

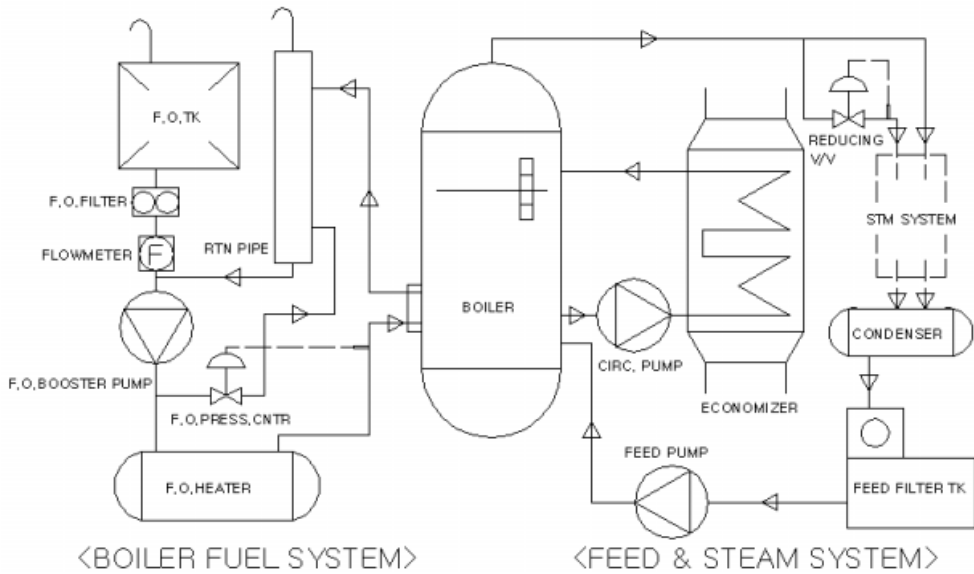


그림 A.7 보일러계통
Fig. A.7 Boiler system

표 A.9 보일러계통의 데이터

Table A.9 Data of boiler system

| 압력 데이터(MPa) | 온도 데이터(℃) | 기타 데이터 |
|--------------|----------------------|-------------------|
| F.O.필터 차압 | F.O. 가열기 입출구온도 | F.O.탱크 레벨 |
| F.O.펌프 입출구압력 | F.O. 가열기 증기 입출구온도 | F.O 온도 제어밸브 개도(%) |
| 급수펌프 입출구압력 | 급수 온도 | F.O. 유량계(ℓ) |
| 순환수 펌프 입출구압력 | 주증기 온도 | 급수탱크 레벨 |
| 주증기 압력 | 복수기 온도 | |
| 복수기 압력(진공도) | 질탄기(에코노마이저) 출구 증기 온도 | |
| 감압밸브 출구압력 | 순환수펌프 입구온도 | |
| 보일러 압력 | | |

A.8 기타 계통

선박의 운항에는 직접적으로 영향을 미치지 않으나 기관실에는 다음과 같은 몇 가지 계통이 필요하다.

첫째로 기관실의 바닥에 고인 오수를 처리하여 선외로 배출하기 위한 유수분리 및 빌지배출(bilge discharge)계통이 있으며, 화재진압용 소방수 및 갑판청소용 해수계통이 있다.

둘째로 냉각용 해수계통이 있는데 종래의 선박에서는 해수계통이 각종 냉각기를 통하므로 다소 복잡하였으나 현재는 중앙냉각기만 냉각하도록 되어있으므로 많이 간단해 졌다. 해수계통은 해양자생물 방지목적인 MGPS(Marine growth prevention system)장치를 장비하고 있다. 또 선내에서 필요한 청수는 해수로부터 조수기를 통해서 만들어 사용하게 되어 있는데 해수를 가열하는 데는 주기관의 자켓냉각수를 이용한다.

셋째로 압축공기계통은 주기관이나 발전기관의 기동용 압축공기를 공기 압축기로서 30kg/cm² 정도로 압축하여 두 대의 압축공기저장탱크에 저장하여 사용하며, 감압밸브를 통해서 각종 공기압 제어를 구동하며 기타 잡용으로 필요한 곳에 분배하는 개루프계통 이다.

넷째로 잡용수계통은 청수 저장탱크의 청수를 펌프로 청수압력탱크에 채우고 계속해서 거의 일정한 압력으로 주기관, 발전기관, 보일러, 청정기 등의 기관실에서 청수가 필요한 곳에 공급하고, 살균기를 통해서 음용수로도 보내며 선내 잡용수 및 화장실 소제용으로 보낼 수 있도록 구성되어 있다.

다섯째로 연돌계통은 주기관, 발전기관, 보일러, 폐유소각기, 취사기 등의 연돌이 공기중으로 배기가스를 배출하도록 되어 있으며 주기관은 배기가스보일러를 통해서 배출되며 발전기는 소음기를 통해서 배출된다.

여섯째로 선내의 화장실 정화기 계통이 있는데 특히 정박중에는 정화기를 반드시 가동하도록 법으로 정해져있다.

일곱째로 각종 탱크의 측심(sounding) 및 에어벤트(air vent), 화재시 기관실의 각종 연료유탱크 출구밸브를 외부에서 차단시키는 계통과 침수시 갑판에서 해수취수밸브를 차단하는 계통 등과 선내 에어컨 계통, 냉장고냉동기계통 등이 있다.

여덟째로 적재시와 공선시 선박의 흘수와 균형을 조절하기 위하여 밸러스트 계통이 필요하다. 이 계통은 밸러스트용 해수펌프로 해수를 선박화물창 하부나 상부좌우쪽에 위치한 밸러스트 탱크에 해수를 넣거나 빼어내서 선박의 균형을 유지하는 계통이다.

그리고 취급하는 화물의 종류에 따라서 필요한 계통 등이 있는데, 예를 들면, 원유운반선의 경우는 상기 계통 외에 화물유 하역 계통과 불활성가스 계통 등이 추가로 필요하다.

감사의 글

천지를 주관하시며 항상 함께하여 주시는 하나님께 감사를 드리며 이 영광을 돌립니다.

그동안 여러모로 도와주시며 지도해 주신 유영호 교수님께 깊은 감사를 드립니다. 또한 부족한 부분을 보완해 주시며 심사해주신 한국해양대학교의 진강규, 소명옥, 유희한 교수님들과 동아대학교 이준탁 교수님께 다시 한번 감사드립니다.

늦게 시작한 공부가 여러 가지로 어려움이 많았지만 도와주신 여러 은사님들과 동료 및 후배님들의 격려로 결실을 맺게된 데에 대해 감사드립니다. 또한 연구실에서 여러모로 도와주신 김영일, 안순영, 오현경, 신일식, 김경엽씨와 주변 연구실의 여러 학생들에게 감사드립니다.

배우고 때로 익혀가는 즐거움에 한발을 내 던게 되어서 무엇보다도 기쁘며 앞으로 더욱 열심히 하는 것이 도와주신 분들에 대한 보답으로 생각하며 언제 어디에 거하든지 최선을 다할 것을 다짐합니다.

어려움이 닥칠 때마다 도와주신 분들께 감사드리며 그동안 도와주신 신대아 엔지니어링의 홍보근 사장님께 감사드립니다.

나이든 아들의 공부를 묵묵히 지켜봐 주신 어머니께 감사드리며 항상 건강을 빕니다. 여러 형제자매들에게 감사드리며 물심양면으로 항상 격려해준 동생 행욱이와 이 기쁨을 함께하고 싶습니다. 무엇보다도 경제적으로 핍박을 많이 받은 사랑하는 아내에게 감사드립니다. 항상 따뜻한 배려를 아끼지 않으신 장모님과 장인어른에게 감사드립니다. 아들 명준이도 항상 꿈과 희망을 가지고 매진할 것을 바라며 나를 도와준 모든 분들과 이 기쁨을 함께 나누고 싶습니다.