

지식기반 퍼지 추론을 이용한 디젤기관 연소계통의 고장진단 시스템에 관한 연구

유 영 호[†] · 천 행 춘*

(원고접수일 : 2002년 9월 5일, 심사완료일 : 2002년 10월 21일)

A Study on the Fault Diagnosis System for Combustion System of Diesel Engines Using Knowledge Based Fuzzy Inference

Yung-Ho Yu[†] · Haeng-Choon Chun*

Key words : Fault Detecting(고장 감지), Fault Diagnosis(고장진단), Malfunction Diagnosis Engine(MDE고장진단엔진), Hierarchy of Malfunction Hypotheses(HMH고장진단세 부예측트리)

Abstract

In general many engineers can diagnose the fault condition using the abnormal ones among data monitored from a diesel engine, but they don't need the system modelling or identification for the work. They check the abnormal data and the relationship and then catch the fault condition of the engine. This paper proposes the construction of a fault diagnosis engine through malfunction data gained from the data fault detection system of neural networks for diesel generator engine, and the rule inference method to induce the rule for fuzzy inference from the malfunction data of diesel engine like a site engineer with a fuzzy system. The proposed fault diagnosis system is constructed in the sense of the Malfunction Diagnosis Engine(MDE) and Hierarchy of Malfunction Hypotheses(HMH). The system is concerned with the rule reduction method of knowledge base for related data among the various interactive data.

1. 서 론

마이크로프로세서의 발전에 힘입어 시스템의 자동화는 단순한 시퀀스 제어나 프로세스 제어를 넘어 경영 전략을 포함한 CIM(Computer Integrated Manufacturing)과 지능적인 제조 시

스템인 IMS(Intelligent Manufacturing System)로 발전하고 있다. 또한 모니터링 시스템도 단순히 경보를 발하거나 안전차원에서 시스템을 정지하는 정도를 넘어 고장진단을 행하고 정비요령을 알려주는 지능적인 고장진단 시스템으로 발전하고 있다.

[†] 책임저자(한국해양대학교, 기계·정보공학부), E-mail : yungyu@mail.hhu.ac.kr, T : 051)410 - 4345

* 한국해양대학교 대학원

신경회로망을 이용한 고장진단의 방법은 모델 기반 (Model-based)의 방법과 전문가기반 (Human-based) 방법으로 나눌 수가 있다.^[14] 모델기반의 방법은 시스템을 모델링 해야 하며 파라미터의 추정이 어려운 점이 있다. 그리고 대부분의 기계는 일반적으로 비선형 동특성을 가지고 있어 파라미터 추정을 더욱 어렵게 하고 있다.^[15]

지금까지 대부분의 선박에서는 데이터가 경보 지점에 도달하면 경보나 정지를 하는 방법으로 운용되어왔다. 이 방법은 고장 발생시만 경보를 발하므로 정확한 고장판단을 할 수 있는 이점이 있으나 경보가 발생할 때 까지는 항상 정상으로 판단하므로 현장전문가가 미리 고장발생 가능성을 예측하기 위해서는 각종 데이터 값들을 평소에 계속해서 조사해 보아야 한다.

현장전문가의 고장진단방법은 일반적으로 기관으로부터 얻어진 데이터들 중에서 이상징후가 보이는 데이터들을 중심으로 하여 고장개소를 예측하는 것이 보통이다.^[14] 이 방법은 마치 의사가 환자의 증상을 살핀 후에 병을 진단하는 방법과 유사하다고 하겠다. 이것은 전문가기반의 방법으로 시스템을 수학적으로 모델링하거나 파라미터를 추정할 필요가 없는 이점이 있으나 전문가를 길러내는 것은 많은 시간과 비용을 필요로 한다.^[16]

본 연구에서는 디젤기관으로 구동되는 발전기의 운전 데이터가 신경회로망을 이용한 데이터 이상감지시스템^[16]을 통하여 이상이 있을 것으로 추정되는 데이터들을 가지고 서로 영향을 주는 데이터의 관계와 전문가의 지식으로부터 유도된 진단규칙을 기반으로 하여 퍼지 추론에 의한 고장을 진단하는 시스템에 관하여 논 한다.

2. 고장 진단 시스템의 구조

전문가는 제작자가 제시하는 운전 및 정비 매뉴얼의 표준 값과 감시되는 기관 각부의 온도, 압력, 부하 등의 각종 데이터 및 전문가 자신의 전문적 지식으로 분석된 판단을 종합하여 이상여부를 결정하는 것처럼 본고에서는 비정상적인 데이터들로부터 디젤기관의 연소계통에 이상이 생겼는지를 판단하도록 하는 전문가기반 고장진단시스템

을 제안하고자한다.

이러한 시스템을 구성하기 위해서는 연소와 관련 있는 디젤기관의 온도, 압력, 레벨 등의 감시 데이터로부터 어느 데이터에 이상이 있는지를 구별하여야한다. 예를 들어 디젤기관 특정 실린더의 연소계통에 이상이 있는 것을 알려면 해당실린더 연소계통 이상의 결과로서 나타나는 징후 즉 배기가스 온도가 정상이 아니라는 것을 감지하여야 하는데 매뉴얼이 제시하는 정상운전 범위의 온도, 압력, 데이터만으로는 이상여부를 구별할 수 없다.

만약 정상적인 배기가스 온도가 650°C까지라 할 때 700°C가 되었다하여 연소계통에 이상이 있다고 할 수 없으며 500°C가 되었을 때도 이상일 때가 있기 때문이다. 따라서 감시되는 각부온도, 압력을 표준온도 범위와 단순히 비교하여 이상여부를 골라낼 수 없기 때문에 천등^[16]은 이상데이터를 감지하기 위하여 신경회로망을 이용하여 각 실린더마다 실제데이터로 학습하여 모델링하고 학습된 모델에 연소계통과 관계되는 상관 데이터를 입력하여 이상데이터를 감지하는 방법을 제안하고 있다.

본 연구에서는 전문가가 자신의 분석력에 의해 기관의 고장을 진단하듯이 감시되는 데이터로부터 자동으로 고장을 진단하기 위하여 Fig. 1과 같은 시스템을 구성하고 앞서 연구된 이상데이터 감지시스템을 이용하여 고장진단 부분예측시스템의 구성에 관하여만 논한다.

Fig. 1은 기관의 각부로부터 수집된 감시데이터가 고장진단시스템에서 고장진단 되어 가는 과정을 도시한다.

실시간 모니터링 시스템에 의해 수집된 디젤기

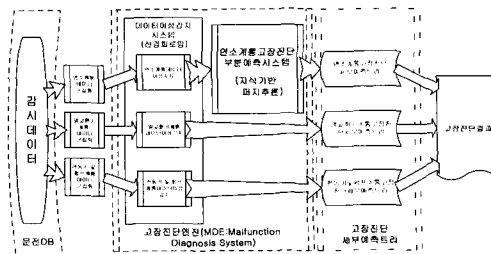


Fig. 1 A Fault diagnosis system.

관의 주요 데이터는 운전 데이터베이스에 기록된다. 기록된 데이터는 운전데이터베이스(DB)로부터 고장진단엔진(MDE)으로 입력된다. 고장진단엔진의 데이터이상감지시스템은 학습된 신경회로망으로 구성되며 감시되는 데이터로부터 이상데이터를 감지한다.

예를 들면 각 실린더 배기가스온도 중에서 이상데이터가 감지되면 연소시스템에 관계되는 여러 데이터의 데이터이상감지시스템으로부터 얻은 데이터의 이상여부 즉 낮다, 중간, 높다라는 판단으로부터 전문가의 지식에 의해 구성된 지식기반 퍼지 추론 시스템인 고장진단부분예측시스템에 의해 최종적으로 특정실린더의 연소시스템에 이상이 있음을 판단한다.

특정 실린더 연소시스템의 이상이 판단되면 각종 감시데이터, 정비매뉴얼, 기계이력, 시운전데이터 등을 참조하여 의사결정 트리(answer tree)로 구성된 고장진단 세부 예측트리 시스템에 의해 세부 고장 개소를 진단한다.

3. 고장진단엔진(MDE)의 구성

3.1 데이터이상감지시스템

신경회로망은 인간의 뇌의 학습방법과 유사하게 개발되어 왔다.^{[7][8][9]} 연소시스템의 데이터이상감지시스템에 사용된 피드포워드 신경회로망은 Fig. 2와 같이 입력층은 13뉴런, 은닉층은 한층으로 4 뉴런이며, 출력층은 3뉴런이다.^[6]

데이터이상감지시스템은 모델이 된 실제 선박에서 운항 중 얻은 데이터를 가지고 엔진 메이커의

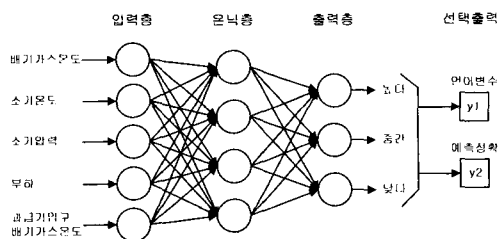


Fig. 2 Structure of neural a network for data fault detection system.

운전범위를 중심으로 하여 낮다, 중간, 높다라는 목표값을 주어 역전파학습법(back-propagation)으로 학습한 결과, 처리 데이터의 95%이상 이상데이터 구별을 하도록 학습되었다. 학습된 신경회로망은 낮다, 중간, 낮다와 높다, 중간, 낮다의 예측정확도가 출력되며 이들 출력값 중에서 가장 높은 예측정확도를 가진 출력값(y1) 높다, 중간, 낮다와 그 값의 예측정확도(y2)를 선택하여 최종적으로 출력하도록 구성 하였다.^[6]

고장진단엔진은 학습된 신경회로망으로 구성된 이상데이터감지시스템과 감지된 이상데이터와 연소시스템에 관계되는 상관데이터로 고장부분을 최종 확정하고 지식기반퍼지추론시스템으로 구성한다.

3.2 연소시스템의 고장진단용 지식기반규칙설계

감시되는 연소시스템과 관계되는 데이터가 이상 있음을 감지하기 위해서는 앞절에 설명한 데이터 이상감지시스템을 연소시스템에 관계되는 데이터마다 설치하여야 된다. 연소시스템에 관계되는 데이터로서는 각 실린더 배기가스온도, 과급기 입구 온도, 소기온도, 소기압력, 부하 등 5개 인자가 있고 각 인자마다 낮다, 중간, 높다 의 3가지 경우가 있으므로 모두 243(3⁵)개의 조합규칙이 있게 된다.

규칙이 많아지면 프로그램이 복잡하고 수행속도도 느려 바람직하지 않다. 따라서 본 연구에서는 부하가 중간(N)일 때 과급기 입구 온도를 기준으로 소기압력과 소기온도와 관계로 규칙을 작성하고 부하가 낮다(L)일 때는 낮은 부하에서도 배기가스온도가 높은 것은 연소시스템의 이상확률이 높은 것으로 예상되므로 각각의 소속도를 한 단위 높이고 부하가 높다(H)일 때는 각각의 소속도를 한 단위 낮춤으로서 프로그램과 규칙을 단순화하였다.

Table 1은 특정 실린더의 배기가스온도가 높아 데이터이상감지시스템으로부터 배기가스온도가 높다라고 이상감지 하였을 때 제안한 규칙을 적용하여 연소시스템에 관계있는 데이터의 데이터이상감지시스템 출력에 따라 각각의 경우에 대하여 연소시스템에 고장이 있을 소속도를 계산 하였다.

고장의 소속도를 4단계로 나누어 특정 실린더 배기가스온도가 높다라고 이상감지 하였을 때 부

Table 1 Membership degree of fault diagnosis for combustion system

		과급기 입구 온도			부하
		낮다(L)	중간(N)	높다(H)	
소기 온도	낮다 (L)	1	1	1	낮다(L)
		0.75	0.75	1	중간(N)
		0.5	0.5	0.75	높다(H)
	중간 (N)	0.75	0.75	1	낮다(L)
		0.5	0.5	0.75	중간(N)
		0.25	0.25	0.5	높다(H)
높다 (H)	0.5	0.5	0.75	낮다(L)	
	0.25	0.25	0.5	중간(N)	
	0	0	0.25	높다(H)	
소기 압력	낮다 (L)	0.25	0.5	0.75	낮다(L)
		0	0.25	0.5	중간(N)
		0	0	0.25	높다(H)
	중간 (N)	0.5	0.75	1	낮다(L)
		0.25	0.5	0.75	중간(N)
		0	0.25	0.5	높다(H)
높다 (H)	0.75	1	1	낮다(L)	
	0.5	0.75	1	중간(N)	
	0.25	0.5	0.75	높다(H)	

하가 중간, 과급기 입구 온도 중간, 소기온도 중간, 소기압력 중간일 때 연소계통에 이상이 있을 소속도는 고장일 수도 있고 아닐 수도 있으므로 고장 소속도를 0.5로 보고 과급기 입구 온도가 높으면 배기가스온도가 높은 실린더에서 후연소등의 영향이 큰 것으로 보아 연소계통 이상 확률이 높은 것으로 간주하여 소속도를 한단계 높혔다. 소기압력은 소기상태와 연소상태에 큰 영향을 미치므로 과급기 입구 온도가 낮은 경우에는 연소계통 고장이 낮은 것으로 추정되므로 소속도를 한단계 낮추었다.

소기온도가 배기가스온도에 미치는 영향은 소기압력이 배기가스온도에 미치는 영향보다 작을 것으로 추정되어 과급기 입구 온도의 변화에 영향을 소기압력의 경우보다는 작을 것으로 간주하여 과급기 입구 온도 중간과 낮다의 경우 이상에 대한 소속도를 같게 하였다. 이런 관계를 부하가 낮다, 중간, 높다에 따라 소기온도와 과급기 입구 온도로 연소계통 고장에 대한 소속도와, 소기압력과 과급기 입구 온도로 연소계통 고장에 대한 소속도를 Table로 만들면 Table 1과 같다.

데이터이상감지시스템에서 배기가스온도가 높

Table 1 Fault diagnosis rule table of combustion system for diesel engine

부하	과급기 입구 온도	소기 압력	소기온도		
			L	N	H
L	L	L	(0.25, 1.0)	(0.25, 0.75)	(0.25, 0.5)
		N	(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)
	N	L	(0.5, 1.0)	(0.5, 0.75)	(0.5, 0.5)
		N	(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)	
	N	(1.0, 1.0)	(1.0, 1.0)	(0.1, 0.75)	
	H	(1.0, 1.0)	(1.0, 1.0)	(0.1, 0.75)	
N	L	L	(0, 0.75)	(0, 0.5)	(0, 0.25)
		N	(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)
	N	L	(0.25, 0.75)	(0.25, 0.5)	(0.25, 0.25)
		N	(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)	
	N	(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)
		N	(0, 0.5)	(0, 0.25)	(0, 0)
		H	(0.25, 0.5)	(0.25, 0.25)	(0.25, 0)
	N	L	(0, 0.5)	(0, 0.25)	(0, 0)
		N	(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)	
	N	(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)	

다고 감지하였을 때 가능한 경우의 수는 81(3⁴) 가지로 각각의 경우에 대한 소속도를 표시하면 Table 2와 같다.

그러나 본 연구에서는 두 인자가 서로 복합적으로 연소계통에 영향을 미친다고 보고 Table 2에서 각각의 경우에 평균 소속도가 0.75이상을 음영 처리하고 0.75를 초과하는 것은 기울임체로 표시하였다.

Table 2에서 연소계통의 고장진단 규칙조합 81개중 평균속도가 0.75 이상일 때 연소계통 고장우려가 높다고 하면 모두 26 경우로 압축할 수 있고 각 실린더의 배기가스 온도가 높거나 낮을 경우

Table 1 Optimized rule table of combustion system

부하	과급기 입구온도	소기 압력	소기온도		
			L	N	H
L	L	L			
		N	Fault		
	N	H	Fault	Fault	
		L	Fault		
	H	Fault	Fault	Fault	
H			Fault		
N	L				
	N	L			
		N			
	H	H	Fault		
		L	Fault		
H	N	Fault	Fault		
H			Fault		
H	L				
	N				
	H	L			
		N			
	H	H	Fault		

에 연소 계통의 고장유무를 판단할 수 있는 규칙은 26개가 된다.

이들 규칙 중에서 부하가 낮고, 과급기 입구 온도가 높다면 경우에는 소기압력과 소기온도에 상관없이 평균소속도는 0.75를 초과하므로 규칙은 간단히 할 수 있다. 이런 방법으로 규칙을 정리하면 규칙은 모두 14개로 할 수 있다. Table 3은 이렇게 하여 연소계통이 이상있는 경우만 발췌하여 표시하였다.

Table 3과 같은 퍼지추론의 결과 1번실린더의 연소계통에 이상이 있다고 나타나면 Fig. 1의 고장진단세부예측트리에서 정비 메뉴얼 데이터베이스(DB)와 기계이력 데이터베이스(DB) 및 공장시운전(shop trial) 데이터베이스(DB)등을 참조한 고장진단세부예측트리시스템으로 고장개소를 확정한다.

연소계통을 고장진단하기 위한 규칙표는 Table 4와 같다.

지식기반규칙 고장진단부분예측시스템은 여러 계통의 고장진단부분예측시스템으로 구성할 수 있으며 각종 계통의 데이터가 서로 연관지어지는

Table. 4 Optimized rule table

(1)R1 : If LOAD is L and T/C INLET TEMP is L and SCAV AIR PRESSURE is N and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(2)R2 : If LOAD is L and T/C INLET TEMP is L and SCAV AIR PRESSURE is N and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(3)R3 : If LOAD is L and T/C INLET TEMP is L and SCAV AIR PRESSURE is N and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(4)R4 : If LOAD is L and T/C INLET TEMP is L and SCAV AIR PRESSURE is N and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(5)R5 : If LOAD is L and T/C INLET TEMP is L and SCAV AIR PRESSURE is N and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(6)R6 : If LOAD is L and T/C INLET TEMP is L and SCAV AIR PRESSURE is N and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(7)R7-R9 : If LOAD is L and T/C INLET TEMP is N and SCAV AIR PRESSURE is H Then combustion system is fault.
(8)R10-18 : If LOAD is L and T/C INLET TEMP is H Then combustion system is fault.
(9)R19 : If LOAD is medium and T/C INLET TEMP is N and SCAV AIR PRESSURE is H and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(10)R20 : If LOAD is medium and T/C INLET TEMP is H and SCAV AIR PRESSURE is L and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(11)R21 : If LOAD is medium and T/C INLET TEMP is H and SCAV AIR PRESSURE is N and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.
(12)R22 : If LOAD is medium and T/C INLET TEMP is H and SCAV AIR PRESSURE is N and SCAV AIR TEMP is N Then combustion system is fault.
(13)R23-R25 : If LOAD is medium and T/C INLET TEMP is H and SCAV AIR PRESSURE is H Then combustion system is fault.
(14)R26 : If LOAD is H and T/C INLET TEMP is H and SCAV AIR PRESSURE is H and SCAV AIR TEMP is L Then combustion system is fault.

경우에 특히 유용하다고 할 수 있다.

디젤기관의 감시 데이터는 각 시스템별로 상호 연관성이 많은 데이터도 있고 그렇지 않은 데이터도 있다.

일반적으로 연소계통 고장진단과 같이 상호연관성이 있는 데이터가 많이 모여서 구성된 계통은 진단하기가 어려우며 반대로 소수의 상호 연관성

이 있는 데이터가 모여서 구성된 계통의 진단은 용이하다. 예를 들어 소기공기냉각기와 같은 경우 냉각기막힘을 진단하기 위하여서는 냉각기 냉각수 입구, 출구온도, 공기 입구, 출구온도 및 제어기 출력 데이터로 신경회로망을 학습하고 학습된 신경회로망에서 제어기 출력이 높은 경우만 주시하면 열교환기의 막힘 정도를 진단할 수 있다.

4. 실험 및 고찰

연소계통 데이터이상감지시스템의 출력으로 퍼지추론에 의한 고장진단을 하기 위하여 퍼지 시스템의 구성은 Table 5와 같다.

입력변수는 데이터이상감지시스템에 의해 낮다. 중간, 높다로 출력되므로 싱글톤으로 하고 구성된 규칙의 소속함수는 Fig. 3과 같은 삼각형을 사용하였다. 부하가 $L = 0.7$, 과급기 입구 온도가 $N = 0.6$, 소기압력이 $N = 0.8$, 소기온도가 $L = 0.9$ 인 경우에 고장정도를 계산하면 각각 소속도가 1번 규칙에 의해 0.1, 4번 규칙에 의해 0.2, 5번 규칙에 의해 0.6, 6번 규칙에 의해 0.1이 나오며 이 중에서 가장 큰 값은 0.6이므로 전체 소속도는 0.6이다.

즉 이 경우에는 고장가능성이 60%가 된다.

기타의 경우도 매트랩을 활용하여 시뮬레이션을 행해본 결과 물의 동작이 잘 이루어짐을 확인할 수 있었다. 그러나 물이 실제상황과 완전히 같다고 하면 추론의 결과는 고장이 확실한데 데이터의 무작위성이 크므로 실제고장과 항상 일치하는지는 좀더 고장조사를 수행해야 할 필요가 있다.

즉 고장이라고 분류된 실린더의 최고압력, 평균

Table 5 Fuzzy inference specification

Type	; mamdani
No. of Input	; 4
Input Variable	; LOAD T/C-INLET TEMP SCAV AIR-PRESSURE SCAV AIR-TEMP
No. of Output	; 1
Output Variable	; FAULT
No. of Rule	; 14
And Method	; min
Or Method	; max

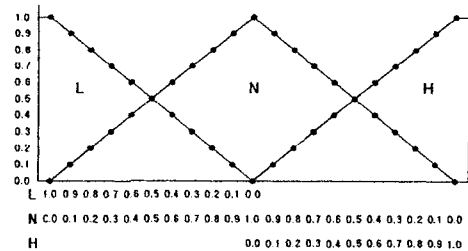


Fig. 3 Membership functions.

유효압력, 압축압력, 실린더 블로우바이, 연료분사 시기 등의 데이터를 기계이력 데이터 베이스, 공장 시운전데이터베이스, 정비이력데이터베이스 등의 자료를 비교 검토하는 정밀 분석작업에 들어갈 필요가 있는데 이것은 의사결정 트리 구조로 된 고장진단세부예측트리시스템에서 최종 고장을 판단하도록 한다.

5. 결 론

본 연구에서는 디젤기관의 고장진단을 위하여 디젤기관의 연소계통에 영향을 미치는 인자들을 중심으로 지식기반 규칙을 유도하는 모형을 제시하였으며 제시된 규칙을 이용하여 퍼지추론에 의해 고장진단을 할 수 있음을 보였다. 지식기반 규칙의 모형을 디젤기관의 각 계통으로 확장하면 감시되는 데이터로 디젤기관 각 부분의 고장진단이 가능할 것으로 판단된다.

추후 다양한 고장진단부분예측시스템을 구성하고 데이터 이상감지 시스템, 고장진단 세부예측 트리 시스템과 결합하여 실선 데이터를 이용한 시뮬레이션을 통하여 가능성을 확인하고 실전에 탑재하여 실시간으로 고장진단 성능을 확인하는 연구를 계속할 예정이다.

참 고 문 헌

[1] M.-y. Chow and S.-O.yee, "Robustness Test of Incipient Fault Detector Artifical Neural Network", Proceedings of IJCNN-91-Seattle, 1991.
 [2] R. Isermann, "Process fault detection based on

- modeling and estimation methods", Automatica, Vol. 20, pp. 387 - 404, 1984.
- [3] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 1, pp. 4 - 27, 1990.
- [4] 채석, 오영석, 퍼지이론과 제어, 청문각, pp. 205 - 355, 2000.
- [5] L. C Jain, R. P. Johnson, Y. Takefuji, L. A. Zadeh, Knowledge-Based Intelligent Techniques in Industry, CRC Press, pp. 191 - 233, 1999.
- [6] 천행춘, 유영호, "신경회로망을 이용한 디젤기관의 데이터 이상감지 시스템에 관한 연구", 박용기관학회지, 제26권 제4호, pp. 493 - 500, 2002.
- [7] J. M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, West Publishing Company, St. Paul, MN, 1992.
- [8] Mo-Yuen Chow, Methodologies of Using Neural Network and Fuzzy Logic Technologies for Motor Incipient Fault Detection, World Scientific, pp. 47 - 61, 1997.
- [9] L. C. Jain, R. P. Johnson, Y. Takefuji and L. A. Zadeh, Knowledge-Based Intelligent Techniques in Industry, CRC Press, pp.191 - 223, 1999.

저 자 소 개



천행춘(千幸春)

1958년 12월생. 1980년 한국해양대학교 기관학과 졸업. 1997년 한국해양대학교 대학원(공학석사). 2000년 한국해양대학교 대학원박사과정수료.



유영호(劉永昊)

1951년 10월생. 1974년 한국해양대학교 기관학과졸업. 1990년 한국해양대학교 대학원(공학박사). 당학회 재무이사, 평의원. 1991 - 현재 한국해양대학교 기계·정보공학부 부교수.