

임베디드기반 자동고장진단 시스템 구축에 대한 연구

김한규*, 장주수⁺

(Manuscript received: Mar, 7, 2013 / Revised: Mar, 28, 2013 / Accepted: Mar, 28, 2013)

A Study On The Embedded Fault Diagnosis System Implementation

Han-Gyu Kim*, Ju-Su Jang⁺

Abstract

Fault Diagnosis is a process of detecting and isolating faults in a system. On demanding for safety and high reliability systems make it important for some reasons such as economical and environmental incentives. Especially embedded technology and IT technology combined with precise sensing techniques has been doing well developed and applied to fault diagnosis and prognosis in industrial systems like as automotive, ship, heavy industry and aerospace as well. This paper, as an empirical application of diesel engine, presents a method how to get raw data from physical systems, what to consider for successful implementation and which theoretic mathematical models should be applied. In a sense of system level Adaptive Filtering (we call Modified Kalman Filter) and a unit of part level Hidden Markov Process was developed and applied.

Key Words : Diagnosis(진단), Prognosis(추론), Fault(고장), Kalman(칼만알고리즘), HMM(히든마코프알고리즘)

1. 서론

1.1 제조분야의 자동고장진단 시스템

제조업의 생산시스템에 대한 다양한 IT기술의 접목은 컴퓨터 시스템의 발전과 함께 오래전부터 활용되어져 왔다. 지금은 급속히 발전하는 IT기술을 어떻게 취사, 선택하여 제조 생산시스템에 적용하고 그 효율을 극대화 시키는가 하는 문제를 생각할 때이다.

제조업의 생산시스템에는 전기, 전자뿐만 아니라 중공업, 조선, 자동차, 항공, 국방 등의 분야가 포함되며 모두 고가의 장비와 생산설비들을 운용하는 특징이 있다. 선박의엔진, 마이크로

사출성형기, 강판 등에 관련된 고가생산설비에는 다양한 신호들이 발생하며 이 신호들은 생산설비의 현재 상태와 향후의 상태, 고장여부를 추론할 수 있는 데이터발생원이 된다. 임베디드 자동고장진단시스템은 데이터발생원으로부터 발생하는 신호 데이터를 자동으로 수집하고, 내부에 탑재된 진단 및 추론알고리즘을 통하여 생산설비를 실시간으로 자동고장진단 한다. 또한 예방정비, 상태예측, 확실적인 추론결과에 대한 데이터를 관리자에게 제공하여 관리자가 실시간으로 생산설비의 상태를 파악하고 고장에 대한 예방처치 및 원격유지보수를 할 수 있도록 한다⁽¹⁾.

최근까지의 고장진단분석시스템은 생산설비의 센서장비로

* 주)신명정보통신 기술연구소
주소: 153-773 서울시 금천구 가산동 SK트윈테크 A-105
+ 주)모아소프트

✉ Corresponding Author E-mail: khg@smic21.com

부터 데이터를 수집하여 오프라인으로 데이터를 분석실의 컴퓨터시스템으로 옮겨온 후 Mathematica, MATLAB 혹은 LabView등의 데이터분석 툴에 함수로 구성되어있는 기능을 이용하여 알고리즘을 개발하고 분석 작업을 수행하였다. 데이터분석 툴은 Neural Network이나 Regression과 같은 알고리즘을 구현한 기능들을 함수로 갖고 있다. 분석 툴에서 제공하는 함수들은 분석 툴에서 사용한 알고리즘 모델에 부합하는 소규모의 데이터에 대하여서는 잘 작동한다. 그러나 실시간 대량 데이터를 처리하기에는 너무 많은 시간이 소요된다. 또한 현장의 실 데이터의 성질을 분석하는 알고리즘모델을 찾기 위해서는 Data Set Size, Lag, Matrix size, Etha, Bias, Sampling 방법 등 파라미터와 초기 값들을 다양하게 변경할 수 있는 일반화 기능이 필요하다. 데이터 분석 툴에는 이러한 데이터 가공 및 변경에 대한 유연성이 부족하다. 또한 데이터 분석 툴을 이용하는 일괄처리 방식의 경우 분석자에 의한 임의의 데이터 가공이 생길 수 있으며 설비의 상태를 정확히 실시간으로 반영하지 하지 못한다는 단점이 있다. 그러므로 생산현장의 각종 센서에서 발생하는 데이터를 사람의 개입 없이 실시간으로 수집하여 실시간으로 고장을 진단하며 향후설비의 상태를 추론하기 위하여 설비의 상태를 잘 반영하는 알고리즘을 탑재한 임베디드화된 자동고장진단시스템이 필요하다.

1.2 자동고장진단 및 추론 시스템의 현황

최근 국내에서 고가의 생산설비를 사용하는 대기업 위주로 선박의 엔진상태 데이터나, 뿌리산업인 사출금형내부의 데이터를 수집하여 분석하고 자동으로 고장을 진단하려는 시스템의 연구가 진행 중에 있다. 데이터분석 프로젝트의 연구 성과로서 결과물이 생산현장에 적용되어 현실적인 성과를 올리기에 여러 가지 어려운 점이 산재해 있는 것이 사실이다. 현재 생산현장에서 진행되고 있는 데이터분석 프로젝트 수행 경험에 근거하여 자동고장진단 및 추론시스템의 구현방법과

구축과정에서 고려해야 할 요소들에 대하여 논하고자한다.

2. 임베디드기반 자동고장진단 시스템 구축

2.1 임베디드기반 자동고장진단 시스템의 구현과정

Table 1의 표는 자동고장진단 시스템의 성공적인 구축에 꼭 필요한 기반요소들을 포함하고 있다. 여기에는 기술 인력의 인적구성, 데이터분석기술, 알고리즘개발기술, IT융합기술 등을 포함한다.

자동고장진단 및 추론시스템의 구현은 Raw Data의 수집, 데이터의 분석 및 가공, 알고리즘의 개발 및 일반화, 알고리즘의 펌웨어화 및 포팅, 분석결과의 표현단계를 거친다.

자동고장진단 및 추론시스템의 구현과정의 어려운 문제 중의 하나는 프로젝트의 시작에서 발생된다. 자동고장진단 및 추론 시스템을 구축하려는 생산현장에서 고장진단에 필요한 유효한 Raw Data를 구하기가 어렵다는 것이다. 생산현장의 유효한 데이터는 센서를 통하여 설비의 상태가 제대로 반영되어 데이터 분석에 결과에 영향을 미치는 데이터를 말한다. 유효한 데이터는 설비운영자의 설비상태 변화에 따른 데이터 변화의 원인에 대하여 확인이 가능하여야 하며, 수학적 근거에 의한 데이터 분석엔지니어의 검증과 함께 일관적인 데이터 분석결과를 도출 할 수 있어야 한다.

프로젝트의 초기엔 대부분 축적된 데이터 자체가 존재하지 않은 경우가 많다. 센서를 설치하여 데이터를 수집할 경우 센서의 설치시점부터 생산설비 엔지니어와 데이터 분석 엔지니어가 함께 참여하는 것이 바람직하다. 정상과 고장에 대한 다량의 축적된 데이터가 존재하는 것이 가장 바람직하나 데이터가 없는 상태에서 수학적 지식이 없는 생산설비 관리자나 프로그래머가 유효한 데이터를 만들어내는 것은 쉽지 않다. 실제 현장에서 유효한 데이터의 수집에만 6개월에서 1년의 시간이 소요되는 것이 현실이며 관련 엔지니어들의 데이터분석에 대한 이해

Table 1 Critical Factors to Successful Implementation

Factors	Description
Man Power	Mathematic Background Engineer High level C Language Engineer Communication and Embedded Engineer IT Integration Engineer
Data Analysis Technology ⁽⁴⁾	Data Pre-Processing - Normalize, Finding and Developing Patterns Data Analysis - Statistical Analysis and Stochastic Modeling Reviews Building a Model - System Level Modeling, Part Level Modeling Diagnosis - System Model Error(Residual) Analysis, Part Level Fault Pattern Classifying
Algorithm Development Technology	Single Sensor Data - Auto Correlation, Partial Auto Correlation, ARMA Neural Network Multi Sensor Data - Kalman Modified Filtering, PCA, ICA, LDA, FMEA, HMM
IT Convergence Technology	Wireless Communication, Sensor Data Acquisition, Amplifier Technology, Sensor Node, Embedded Hardware/Firmware, Digital Output Process, Data Display Technology.

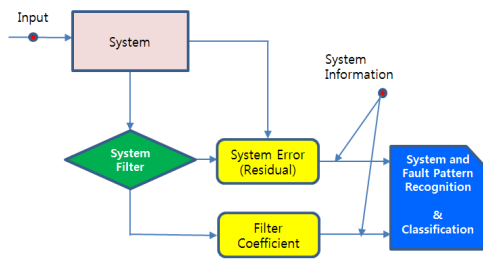


Fig. 1 Fault Diagnosis and Prognosis System Process.

도가 좋아질수록 보다 질 높은 유효데이터가 수집된다.

원시데이터의 수집이 정상적으로 이루어지면, 데이터에 대한 분석 및 가공작업이 수행된다. 데이터의 분석은 유효한 데이터들에 대한 시간 관계성, 선형 혹은 비선형 성질을 구분하여 어떤 분석알고리즘을 적용 할 것 인가를 결정한다. 선정된 알고리즘이 정상데이터와 고장데이터를 식별 할 수 있는가를 확인하기 위하여 데이터를 가공하고 다양한 케이스를 만들어 모델을 만든다. 대부분의 경우 정상적인 유효데이터의 수집에 비하여 고장상태의 데이터를 수집하기는 쉽지 않다. 정상 데이터는 쉽게 수집 할 수 있으나 고장데이터는 설비를 오랫동안 운용하며 축적된 데이터를 기반으로 고장시의 데이터가 존재해야 하고 생산설비 운용기술자가 이를 확인해야 한다. 고장데이터가 없는 경우 고장시나리오에 의하여 고장상태를 설정하고 임의로 고장데이터를 만드는 방법을 사용하기도 한다.

알고리즘은 Mathematica나 MATLAB 과 같은 툴을 이용하여 개발되고 검증된 후, 펌웨어화되어 임베디드 장비에 포팅된다. 포팅타깃의 임베디드 운영체제는 VxWovrk와 같은 실시간 운영체제를 사용한다. 펌웨어는 메모리 관리가 용이하고 실행프로그램의 메모리점유율이 가장 작은 low level C 언어로 개발하여 포팅 한다. 일반적인 컴포넌트 언어는 메모리관리가 유연하지 못하여 적합하지 않다.

Fig. 1은 디젤엔진 고장진단 및 추론 시스템에 적용된 Modified Kalman Filtering Algorithm의 예이다.

Input 노드는 원시데이터를 직접 받는 부분으로 실시간으로 직접 받거나 또는 일정 시간동안 저장한 Data를 분석시스템에 전달하는 장치이다. System은 Fault Diagnosis & Prognosis 장치를 의미하며 입력된 원시데이터에 대한 Pre-Processing 그리고 Pre-Processing 된 Data에 대한 Post-Processing을 수행한다. Pre-Processing은 원시데이터를 분석목적에 맞게 가공하는 절차를 의미하며, Post-Processing은 분석 또는 분석을 통한 모델링 과정을 의미한다. 여기서 분석 및 모델링은 본 논문에서 정의한 Modified Kalman Filter 및 Hidden Markov Process 등의 방법을 통해 분석 또는 모델링하는 과정이다. System Filter는 MKF로 시스템모델을 설정했을 때의 모델과 실제 Data사이의 error가 있는데 이것을 찾기 위한 필터링을 의미한다. System Error는 System Filter를 통해 산출된 Residuals 또

Table 2 MKF Runtime Memory Usage of C/C# Language

C/C#	Runtime Memory Usage	
C Program for MKF Algorithm (10 data set 694ea for each data set)	1st	6,436Kbytes
	2nd	6,414Kbytes
C# Program for MKF Algorithm (10 data set 694ea for each data set)	1st	30,656Kbytes
	2nd	29,396Kbytes

는 Error이다. System Coefficient는 System Filter의 값 이고, 시스템특성 및 패턴은 System Filter를 통해 산출된 "계수"와 "Residuals"을 통해 시스템의 고장패턴 및 진단을 하기위한 장치이다.

상기의 시스템레벨의 고장진단 방법의 경우, MKF를 이용하여 생성된 시스템내용에러 (또는Residuals)를 통해 시스템의 Parameter변화를 개별고장의 사례와 연결하여 식별 및 진단하는 방법을 적용했다^(2,3). 임의의 시점에서 시스템 모델을 $Y_t = Y_t B_t + r$ 로 정의하고, 시스템을 설명하는 필터계수를 B-벡터라 하면, 매 시점 단위로 B-벡터의 변화를 분류할 수 있다. 여기서 B-벡터의 개수가 k개라 하면, 2^k 개의 패턴을 정의한다. 단, 벡터의 변화는 +, - 두 가지만 가진다고 정의한다. 이러한 패턴 행렬 $P_{2^k \times k}$ 라 하면, 매 시점 계산된 패턴 벡터 B는 하나의 패턴에 Matching된다.

Fault Pattern Matching = $P_{2^k \times k} B_t$ 가 성립한다.

따라서 식별된 고장패턴에 대해, 개별센서 또는 시스템의 Parameter 단위로 HMM을 이용하여 진단 또는 추론이 가능하다.

Table 2는 상기의 Modified Kalman Filtering Algorithm을 C와 C#언어로 구현 하였을 때의 Memory 사용량을 보여준다. 이 테스트는 694개의 실 데이터를 가진 10개의 data set을 입력하여 수행시킨 결과이며 C#으로 만들어진 프로그램이 메모리를 약 6배 정도 많이 사용하고 있는 것을 볼 수 있다. 센서의 수가 많아지거나 입력 데이터의 양이 많아지면 C#의 메모리 사용량은 급격히 더 많아지게 된다.

펌웨어의 개발은 검증과정의 연속이다. 데이터분석 툴로 만들어진 알고리즘을 정확히 펌웨어로 개발하기 위하여 알고리즘개발 툴의 결과들을 중간 블록마다 C 언어로 개발된 부분과 같은 결과가 나오도록 검증한다.

펌웨어의 개발이 완성되면 임베디드 장비에 탑재하기위하여 포팅작업이 이루어진다. 이후 센서데이터 획득에서부터 임베디드 장비의 데이터 송수신 부를 완성하며 그 결과를 여러 가지 방법으로 표현한다. 성공적인 펌웨어의 완성으로 데이터가 식별되면 식별된 정보를 관리자에게 Alarm 신호로 알리고 전광판에 디스플레이하여 설비의 상태와 고장 추론정보를 제공한다. 또한 식별된 정보를 이용하여 FMEA, 설비관리 소프트웨어 등과 연동하여 예방정비와 부품공급예측 소프트웨어 등에 기초자료를 제공 할 수 있도록 한다.

2.2 임베디드기반 자동고장진단 시스템 메커니즘

자동고장진단 및 추론 시스템의 메커니즘은 데이터획득 부분, 데이터 송수신부분, 임베디드 디바이스부분, 데이터 디스플레이부분으로 이루어져 있으며 관련 소프트웨어들은 데이터 획득 통신 소프트웨어, 분석알고리즘 펌웨어, 결과를 보여주기 위한 디스플레이와 통신 소프트웨어 등으로 구성된다.

데이터획득 부분은 미세신호를 Amplifier를 통해 A/D 변환하는 기술이며 이를 센서노드를 통하여 유선과 무선으로 임베디드 디바이스에 송신하게 된다. 발생하는 신호들은 주파수를 갖는 압력, 진동, 온도 신호 등으로 디젤엔진의 각 부위에서 발생하는 약 10 개의 온도 및 압력, 전력 등 초 단위 데이터를 유선으로 획득한다.

이 원시데이터들은 데이터 획득 센서노드시스템의 Ethernet, WiFi, Serial등 유무선 데이터송수신 메커니즘을 통하여 데이터를 임베디드 디바이스로 전송한다.

임베디드 시스템에는 실시간으로 발생하는 다량의 데이터를 처리하고 분석하기 위하여 웨이블릿, 정규화 등 데이터 가공기능과 Modified Kalman Filtering, HMM, Neural Network등 다양한 신호처리 알고리즘이 펌웨어로 구현되어 탑재된다.

이때 데이터 분석실에서는 미리 여러 가지 데이터분석 작업을 수행하여 만들어진 정상데이터와 고장데이터의 성질을 식별시키는 기준데이터를 만든다. 개발된 MKF와 HMM 펌웨어는 이 기준데이터와 함께 임베디드 디바이스에 탑재되고 실행 데이터와 기준데이터를 함께 입력받아 데이터의 식별이 가능하도록 계산을 수행한다.

MKF 알고리즘의 경우, 입력되는 여러 종류의 센서데이터 set들에 대하여, 선형적인 관계의 성립을 Correlation⁽⁴⁾을 통하여 먼저 확인한다. 관계가 성립 한다면 그중 하나의 데이터 set을 dependent set(Y_t)으로 설정하고 방정식 $Y_t = Y_t B_t + r$ 의 계수에 다른 입력데이터를 맵핑한 후 MKF 알고리즘 모델을 수행하면 계수 값이 수렴하게 되어 $\lim_{t \rightarrow \infty} B_t \cong B_0$ 및 Residuals 값이 발생된다. 이 필터계수 값 B_0 와 Residuals r_0 값들은 기준 데이터로서 임베디드 디바이스의 MKF알고리즘의 수행 시 비교 값으로 사용된다⁽⁶⁾.

펌웨어는 임베디드 디바이스에 실시간으로 공급되는 입력 데이터들을 정해진 시간 혹은 데이터의 개수를 기준으로 계속 계산하여 기준 값을 크게 벗어나는 계수 값을 발생시키는 센서데이터가 있을 때 이것을 고장으로 판단한다. 고장판단의 X_f 매트릭스와 Residual r_f 값 및 기준 값인 X_0 매트릭스와 Residual r_0 값을 디스플레이에 전달하여 고장의 상황을 비교 확인 할 있도록 한다.

Fig. 2의 MKF Algorithm의 결과를 본다면 3번째의 센서의 값이 기준데이터와 연산되어 식별되는 것을 진단해 낸 것을 볼 수 있다.

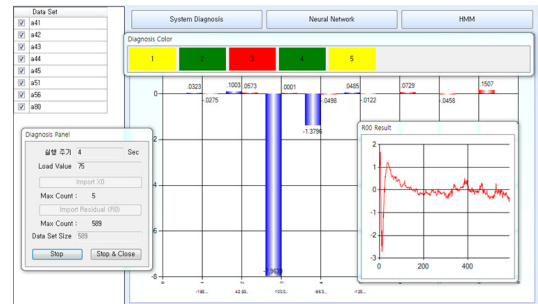


Fig. 2 Embedded MKF Algorithm Diagnosis Result

Condition Diagnosis					
	Cylinder #1	Cylinder #2	Cylinder #3	Cylinder #4	Cylinder #5
Normal Condition	68.20%	80.84%	28.93%	100.00%	78.37%
Fuel Rack Stuck	72.17%	75.20%	68.50%	83.74%	100.00%
E/C Filter Clogging	73.02%	69.51%	69.50%	100.00%	57.31%
FO Pressure Drop	85.31%	100.00%	29.29%	48.08%	78.37%

Fig. 3 Embedded HMM Algorithm Diagnosis Result

HMM의 경우도 역시 같은 방법으로 임베디드 디바이스에 포팅 되어 진단을 수행한다. HMM의 경우 여러 가지 초기 값을 통하여 HMM기준데이터를 만들어내고 그 기준 매트릭스 데이터는 임베디드 디바이스에 제공되어 HMM Classification 알고리즘에 입력 매트릭스로 사용된다⁽⁵⁾.

Fig. 3 에서 HMM은 분류의 개념으로 확률 값을 결과로 보여준다. 세로축의 항목은 고장의 원인이 될 수 있는 데이터 발생원들 즉 멀티 센서의 종류를 나타내고 가로축은 여러 센서데이터들을 HMM 알고리즘으로 계산하였을 때 식별되는 확률 값을 나타낸다. 즉, 가로축의 3번째 항목의 확률 값이 대부분 70%를 하회 한다. 이것은 4개 센서의 입력데이터를 통하여 계산한 결과 3번째 실린더가 정상적이 않다는 것을 확률 값으로 식별한 것이다.

데이터를 식별해낼 수 있는 알고리즘은 여러 종류의 Application 데이터에 적용할 수 있도록 일반화해야 한다. 알고리즘의 일반화는 매트릭스 등 고정되지 않은 메모리자원을 사용하는 다양한 입력 값을 유연하게 수용해야한다. 이를 위하여 알고리즘을 효율적인 수학으로 표현하여 프로그램과 연결시키는 기법이 필요하다. 알고리즘은 여러 가지 수식으로 표현되며 이를 프로그램으로 바꾸기 위하여 수식을 매트릭스로 풀어내야 한다. 매트릭스는 알고리즘을 프로그램화 할 때 가장 간단한 코딩과정과 성능을 높여줄 수 있는 우수한 방법이다. C-언어는 프로그래머가 포인터를 이용하여 메모리를 유연하게 다룰 수 있도록 되어있어 매트릭스를 프로그램화하기에 적합하다. 예를 들어 10개 센서에서 2,000개의 데이터를 처리하는 알고리즘의 경우 우선 10x2,000 매트릭스가 기본으로 사용되며 데이터의 수만 큼 반복된다면 최소한 10x2000x4byte의 메모리가 할당되어야 한다. 데이터의 수가 100,000개가 넘어간다면 메모리의 관리

는 알고리즘개발에 아주 중요한 요소가 된다. 또한 디버깅에 있어서 기존의 컴파일러에서 제공하는 디버거는 사용하기에 적합하지 않다. 알고리즘의 검증 시 2,000x5,000 매트릭스의 결과가 나왔을 때 이를 일반적인 디버거로는 검증하기 어렵다. 결과를 한눈에 볼 수 있는 파일 혹은 그래프 형태로 매트릭스를 검증할 수 있는 디버깅 툴도 함께 개발되어야 한다. 디버깅 툴의 개발은 소규모데이터를 이용하여 데이터분석 툴로 개발한 알고리즘이 실제 대량의 데이터를 적용하였을 때도 일관성 있게 작동하는지 교차 검증을 하는 중요한 역할도 하게 된다.

고장진단의 결과는 다양한 방법으로 관리자에게 제공된다. 우선 임베디드 디바이스에 화면을 부착하여 고장의 위치와 고장 정도를 확률 값으로 보여주는 방법이 있고 고장의 레벨을 나누어서 Digital Output 신호로 Alarm Lamp에 표시하는 방법, 데이터의 형태로 상위 데이터베이스에 저장되어 FMEA에 공급되며, Decision Tree, 자동 피드 백 시스템에 제공되어 원격자동수리시스템의 원시데이터로 쓰이는 방법이 있다⁽¹⁾.

최근 하드웨어관련 IT융합기술은 5년 주기로 거의 2배의 성능향상을 이루고 있다. 기업현장에서 도입을 꺼리던 무선장비는 신뢰도와 속도가 유선 못지않게 개선되어 대부분의 생산 현장에 도입되고 있으며 모바일 장비의 발전으로 임베디드 디바이스도 PC와 다를 것이 없는 성능을 갖게 되었다. 이러한 하드웨어기술을 바탕으로 향후 고가 설비의 자동 고장진단 및 추론 시스템의 진단 성공률도 향상될 것이며 그에 따라 수요도 증가할 것으로 사료된다.

3. 결론

거대 장치 산업(철도, 발전설비, 생산설비 등)은 시스템의 수명주기 동안 초기 투자비용 대비 운용유지에 막대한 비용이 소요되는 특징이 있다. 여기에는 주로 잠재적인 비용이 일정부분 차지하고 있는데 대부분 고장 및 정비에 관련된 내용이 주를 이룬다. 미국 자동차 엔지니어 협회(SAE)의 ARP-4294, AIR-1939에 의하면, 시스템의 수명주기 동안에 발생하는 총 비용 중 85% 이상이 시스템의 운용기간에 발생하며, 이 중에 대부분은 고장 및 정비에 관련된 내용으로 규정하고 있다.

본 연구에서는 생산현장의 실 데이터를 통한 디젤엔진의 자동고장진단 및 추론 시스템 개발과 구축을 위한 방법과 진행과정에 대하여 논하였으며 성공적인 자동진단 및 추론 시스템 구축을 위하여 다음과 같은 요소가 고려되어야 한다.

- (1) 수학적 배경을 가진 데이터분석 엔지니어와 IT융합전문 엔지니어의 인적구성으로 데이터 분석기술, 알고리즘 개발기술과 IT융합기술이 확보되어야 한다.
- (2) 자동고장진단 및 추론 시스템 구축의 가장 중요한 부분은 유효데이터를 얻는 것이며 많은 시행착오가 발생한다. 분

석 가능한 유효데이터를 얻기 위하여 원시데이터의 수집 시점에 설비관리자와 데이터 분석엔지니어가 함께 참여하는 것이 바람직하며, 설비상태 변화에 따른 데이터에 변화에 대하여 설비관리자의 확인과 데이터분석 엔지니어의 수학적이고 정량적인 근거가 서로 일치해야 한다.

- (3) 현장의 실시간 대량 데이터의 성질을 식별하는 시스템 개발 하기위하여 분석 시간이 많이 걸리는 분석 툴을 사용하기 보다는 데이터 분석 기능만을 수행하는 알고리즘을 일반화시킨 펌웨어가 만들어져야 하고 이를 탑재한 임베디드 시스템이 실제 고장을 식별해 낼 수 있다.
- (4) 디젤엔진의 실시간 현장 데이터에 대한 데이터분석 알고리즘 적용의 경우에 MKF와 HMM 알고리즘이 우수한 데이터의 식별력을 보였다.

현재 진행 중인 이 프로젝트에서 MKF와 HMM알고리즘을 통하여 약 70~75% 정도의 고장진단율을 확보하였으며 보다 정확한 진단과 추론을 위한 알고리즘 모델의 변경과 유효 데이터 수집 작업을 계속하고 있다.

자동진단 및 추론 시스템구축은 급속한 발전을 이루고 있는 IT융합기술과 수학적 데이터 분석능력이 결합되어질 때 성공할 수 있으며 최근 현실적인 결과들을 내놓고 있다.

후 기

이 연구는 지식경제부의 산업원천기술과제 “자율적응 생산 시스템 통합 운용기술 개발”의 일환으로 완성되었으며 그 지원에 감사드립니다.

References

- (1) Chiang, L., H., Russell, E., L., and Braatz, R., D., Braatz, 2000, *Fault Detection and Diagnosis in Industrial Systems*, Springer Verlag, USA.
- (2) Rolf, Isermann, 2006, *Fault Diagnosis Systems*, Springer Verlag, USA.
- (3) Rolf, Isermann, 2010, *Fault Diagnosis Applications*, Springer Verlag, USA.
- (4) David, L., Hall, 1992, *Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion*, SARtech House, USA.
- (5) Chingiz, Hajiyevev, and Fikret, Caliskan, 2003, *Fault Diagnosis and Reconfiguration in Flight Control Systems*, KAP, USA.
- (6) Treichler, J., R., Johnson, Jr., C., R., and Larimore, M., G., 2001, *Theory and Design of Adaptive Filters*, Prentice Hall, USA.