

뉴로-퍼지를 이용한 지능형 TMS 상태진단 모델 설계

Design of Intelligent State Diagnosis System for TMS Using Neuro-Fuzzy

김이곤, 김서영, 최홍준, 유권중

여수대학교 전기공학과

Yigon Kim, S. Y. Kim, H. J. Choi, K. J. Yoo

Yosu university

E-mail : Yigon@yosu.ac.kr

요약

본 연구는 TMS 분석기의 성능 상태를 판정하기 위한 지능형 진단기 설계 방법을 제안하였다. NOx와 SOx를 측정하는 TMS 분석기의 입, 출력 신호와 설비의 유지보수 경험을 이용하여 분석기의 동작 상태를 진단하는 Neuro-Fuzzy 진단 모델을 설계하는 방법을 제안하고, 실험 데이터로 시뮬레이션을 통해, 그 타당성을 입증하였다.

ABSTRACT

We design the intelligent diagnosis system for deciding on operation state of TMS Analyzer in this paper. We propose the method to model the neuro-fuzzy model for diagnosing the operation state of analyzer by using input and output signals of TMS to measure NOx and SOx. By using experiment data, neuro-fuzzy model is investigated. Validity of the proposed system is asserted by numerical simulation.

키워드

TMS, 진단기, 뉴로-퍼지, ANFIS

I. 서론

산업의 발달과 함께 이로 인한 자연환경의 파괴가 인간생활에 많은 영향을 미치는 수준에 이르게 되었다. 따라서 국제적으로 환경보호에 대한 관심이 꾸준히 증가하여 현재는 법적인 제한 사항이 되고 있는 실정이다. 국내에서도 산업시설에 대하여 수질 및 대기를 중심으로 환경보호관점에서 법적으로 관리되고 있다. 이와 관련하여 대기 환경관리의 신뢰성을 보장하기 위하여 환경청에서는 TMS(Tele Monitoring System)을 이용하여 실시간 대기 환경을 관리하고 있다. TMS는 공업화로 인한 환경오염을 방지하기 위하여 환경청에서 공장으로부터 배출되는 Dust, O₂, NOx, SOx를 실시간 감시하기 위한 시스템이다. TMS는 분석기, Data Logger, 통신 Interface 장비, 전화선 등으로 구성되어

굴뚝에서 분출되는 매연의 성분을 분석하여 관련 부처에 실시간 전송한다. 그러나 TMS의 동작 상태에 대한 신뢰도가 낮아 관리에 어려움이 있다. 따라서 동작상태에 대한 신뢰성 있는 자기 진단기능이 필요하지만 현재 현장에 설치된 대부분의 장비에는 자기진단기능이 없으며 있지만 객관적인 성능확인이 어렵기 때문에 신뢰할 수 있는 분석기의 상태진단장치의 개발이 필요하다.

자동화 기술의 발달과 함께 시스템의 신뢰성을 확보하기 위해 많은 연구자들에 의해서 고장진단 기술에 대한 연구가 진행되어 왔다. 고전적 방법으로 대상 시스템의 수학적 모델을 이용하여 해석적 여유도를 이용하여 진단하는 방법[2,3]이 주류를 이뤄왔으나 최근에는 수식모델로 표현하기 어려운 시스템의 고장진단방법

으로 통계적 방법과 신경망과 퍼지모델 등 인공지능을 이용한 고장진단방법에 대한 연구가 발표되고 있다[5,6]. TMS 분석기의 상태 고장은 크게 분석기의 하드웨어 고장과 센서 고장 및 성능 열화로 구분할 수 있다. 따라서 이들의 상태를 종합 진단하기 위한 시스템의 개발이 필요하다. 그러나 분석기의 동작은 복잡한 전자시스템으로 구성되어 있으므로 상태를 수식모델로 표현하는 것은 대단히 어렵다. 특히 센서와 신호 분석회로가 회로로 구성 분리되어 있으므로 더욱 기존의 해석적 방법을 이용한 진단방법을 이용하는 것은 어렵다.

본 연구에서는 이러한 3가지 고장상태를 감지하기 위해서 입력과 출력 변화의 상관관계를 정성적으로 분석하여 분석기의 동작을 판별하였다. TMS 분석기의 입, 출력 신호로부터 고장과 관련된 정보를 분석하고, Nero-Fuzzy기법을 통해 분석기의 동작 상태를 진단하는 일정 기준의 동작평가 모델을 설계하는 방법을 제안하였다.

II. 실험장치 구성 및 TMS시스템 특성 분석

지금까지 개발된 대부분의 SOx와 NOx분석기의 구조는 그림1.과 같이 센서로부터 얻어진 신호값으로부터 베이스 값을 이용한 비교기법을 적용하여 일정한 바이어스 값을 뺀 차 신호를 이용하도록 구성되었다. 그리고 이렇게 얻어진 신호를 Main 입력 신호라고 부르고, 이 신호를 측정기의 정확한 출력 값으로 조정하기 위해서 영점 조정 값과 지시치의 범위를 결정하는 Scale조정 값으로 조작하여 다음 단으로 보낸다. 다음 단은 TMS분석기의 기능을 조절하는 Main부라고 부르며, 여기에서는 3신호로 조정된 최종신호를 드라이브에 전달한다. 드라이브 단에서는 출력 신호의 타입을 결정하여 다양한 신호 형태로 변환하여 외부로 보내고, 또 지시기를 동작시키는 기능을 한다. 마지막 패널부는 영점조정과 범위가 조정된 측정값의 최종 값을 계기에 나타내거나, 다른 시스템에 신호를 전달하는 터미널 기능을 한다. 그리고 전원부는 이들 기기의 모든 부분에 병렬로 전원을 공급한다. 이와 같이 구성된 분석기의 기능을 효과적으로 분석하기 위한 신호 취득점은 수차의 반복 측정과 회로도를 참조한 고려 끝에 비교기에서 메인 부로 입력되는 신호의 차 신호(Main Input)와 영점조정신호, 스케일 조정신호를 TMS시스템의 성능을 포괄적으로 진단하기 위한 진단 신호로 선정하였다. 그리고 나머지 1신호는 분석기에서 외부로 출력하는 출력신호를 진단 입력신호로 선택하였다. 진단을 위한 입력신호로 영점신호와 스케일 값을 선택하게 된 이유는 만일 이들을 고려하지 않을 경

우는 영점을 조정하거나, 스케일 변환을 할 경우에, 그 때마다 학습을 해야 하는 단점이 있다. 또 조정값을 임의로 현장에서 조작함으로써 신뢰성을 떨어뜨리는 경우를 대비하여 선정하였다.

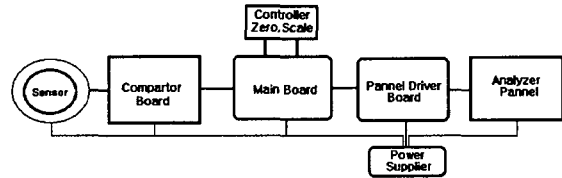


그림 1. TMS 시스템의 하드웨어 구성도

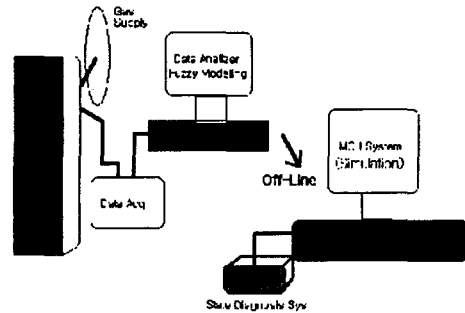


그림 2. 실험장치 구성도

실험장비는 데이터 취득장치를 이용하여 SOx, NOx 측정기를 대상으로 사전에 결정된 4개의 측정 Point로부터 아날로그 신호를(Sampling Time:3KHz) 취득하였다. 다음은 TMS 시스템의 4개의 신호를 이용하여 TMS의 기본적 동작 특성과 이 시스템의 모델링 방법에 대하여 살펴 본다.

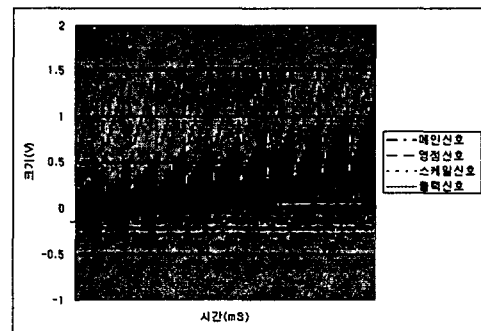


그림 3. 입력신호의 관계

3개의 입력신호와 출력신호의 관계는 그림3과 같다. 영점조정 신호는 영점조정 값으로 시스템의 특성에 따라 다르나 약 0.3~+0.3까지의 범위에서 움직인다. 그리고 스케일신호는 스케일 값으로 약 0.5~1.5의 값에서 변화한다. 그리고 Main 신호는 0에서 0.5까지 변화하도록 되어 있는 경우가 많다. 그리고 나머지 출력신호는 계측기 및 패널의 출력단자에 나타나는 값이다. 일반적으로 50과 100사이의 토글 스위치에 의한 변화는 스케일 값의 변화를 2단

으로 구성하였지만, 이 경우는 시스템의 신뢰성에는 아무런 역할을 하지 않기 때문에 상태 진단 함수로 고려하지 않았다. 이들의 조합은 기본적으로는 선형적으로 구성되어 있으나 회로적인 특성에 의하여 대부분 비선형적인 특징을 갖고 있다

III. Neuro-Fuzzy모델 및 진단 알고리즘 설계 Neuro-Fuzzy 모델

본 연구에서는 비선형성과 노이즈에 대하여 보다 강인한 특성을 갖고 있고 언어적으로 진단 결과를 표현할 수 있는 뉴로-퍼지모델을 이용하여 진단 모델을 설계하였다.

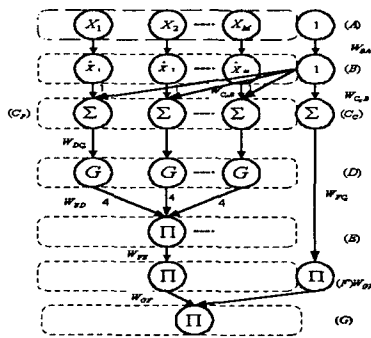


그림 4. Neuro-Fuzzy Model 구성도

입력 변수가 x_n 로 ($n=1, 2$ 인 경우). 출력 변수가 i -th 퍼지 규칙은 다음과 같이 표현된다.

$$R^i: \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^i, \text{ then } y^i = b^i, (i=1, 2, 3, \dots, c) \quad (1)$$

여기서, R^i 는 i 번째의 규칙, c 는 규칙 수, A_1, A_2 는 삼각형의 퍼지 집합이고, y^i 는 i 번째 룰의 후건부 출력이며, b^i 는 i 번째 룰의 싱글톤 출력 값이다. 퍼지 모델의 추론법으로서 맥스-프로덕트(Max-product) 합성법을 이용하며, 식(2)와 (3)을 이용한 비 퍼지화한 값을 모델의 출력으로 한다. 입력이 (x_1, x_2) 인 경우에 다음식과 같다

$$w^i = \mu_{A_1}^i(x_1) \times \mu_{A_2}^i(x_2) \quad (2)$$

$$y = \frac{\sum_{i=0}^m w^i \times y^i}{\sum_{i=0}^m w^i} \quad (3)$$

여기서 $\mu_{A_1}^i(x_1)$ 는 퍼지 집합 A_1 에 대한 멤버십함수, $\mu_{A_2}^i(x_2)$ 는 퍼지 집합 A_2 에 대한 멤버십함수, y^i 는 i 번째 룰의 출력, w^i 를 입력 (x_1, x_2) 의 규칙 R^i 에 대한 적합도라 부른다.

입력 퍼지 집합의 멤버십 함수는 여러가지 형태의 멤버십 함수로써 얻어지고, 각 변수의 멤버십 함수를 변수의 값으로 하는 1개의 규칙이 구성된다.

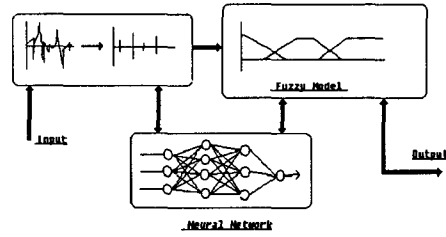


그림 5. Neuro-Fuzzy Diagnosis Model

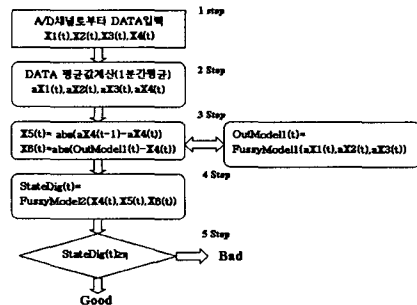


그림 6. Flow-Chart of Diagnosis Algorithms

진단 알고리즘 설계

그림 6.은 입력 데이터입력으로부터 TMS의 상태에 대한 진단데이터를 생성하는 진단 알고리즘의 흐름도를 나타내고 있다. 알고리즘을 수행할 수 있는 모델링 과정은 수치 데이터와 경험 데이터를 정량화하여 진단모델의 입력을 결정하고, 퍼지룰의 구조, 퍼지모델의 변수 및 연산 방법, 비 퍼지화 방법을 결정하여 퍼지 진단모델을 설계한다. 생성된 학습데이터에 의한 진단모델을 학습하여 최종 진단 모델을 설계한다.

알고리즘을 요약하면 다음과 같다.

- 1 Step Input read-interrupt 발생
- 2 Step 1 일정시간 누적 값(S)을 구하고 마지막 평균값은 전체 입력의 수 n 으로 S 를 ($aX = S/n$) 나눠서 얻는다.
- 3 Step 입력값을 FuzzyModel1에 입력하여 추론값 OutModel1을 얻고 동시에 전의 $aX4(t-1)$ 값과 현재의 $aX4(t)$ (t : 누적치계산시간)의 차와 $aX4(t)$ 와 OutModel1의 차를 구하여 두 값의 절대치를 구한다.
- 4 Step 3 Step에서 구한 두 값($|aX4(t-1) - aX4(t)|$); $|aX4(t) - \text{OutModel1}|$ 그리고 $aX4(t)$ 값을 입력으로 하여 FuzzyModel2(상태진단 모델)로부터 추론 값StateDiag(t)을 구한다.
- 5 Step 4 Step에서 구한 StateDiag값과 판정 트레스 홀드 값을 비교 판정하여 보다 적으면 상태불량, 크면 정상으로 판정한다.
- 6 Step 판정이 끝나면 다시 1 Step부터 반복한다.

뉴로-퍼지진단 모델의 구성

그림 6과 같이 두개의 작은 부분 모델로 구성된 진단 모델을 설계하였다. 진단 부분은 분석기의 내부 동작상태에 대한 모델로 분석기의 내부 고장에 대한 정보를 생성하는 역할을 한다, 3개의 입력변수를 입력으로 예측모델의 출력(Out1)과 분석기의 현재출력의 값(aX4)의 편차(X6)를 생성하는 부분과 경험데이터와 편차 신호(Residual)를 이용한 모델2부분으로 구성되었다. 2번째 부분의 모델에서는 경험에 의한 진단 지식을 이용하여 시스템동작상태를 판단하도록 하여 신뢰성을 높이도록 설계하였다. 이 부분은 센서의 동작상태에 대한 진단을 전담하도록 하였다.

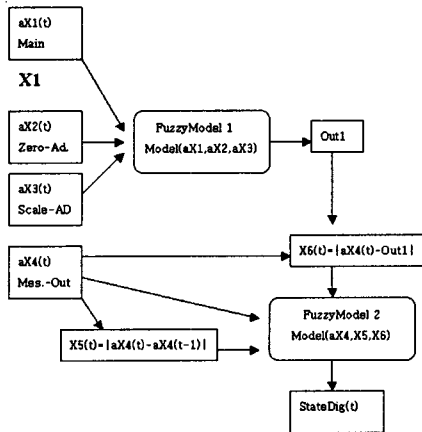


그림 7. Structure of Fuzzy Model Inference

단, 여기서 aX_i : a는 average을 표시하며, aX_i 는 i번째 입력을 일정 시간동안 평균한 값을 의미한다. $|X|$ 는 X값의 절대값을 표현한다.

본 연구에서는 분석기의 동작상태를 판단하기 위해서 분석기의 실제 입.출력 수치 데이터를 이용하여 Neuro-Fuzzy모델을 모델링 하였다. 그리고 모델의 추론 값과 실제 값을 비교하여 그 오차의 크기를 이용하여 분석기의 이상 동작을 감지하는 방법을 제안하였다. 다음은 실험데이터를 이용한 실험 내용이다.

Matlab은 Math Works사에서 개발된 Ver 5.3의 ANFIS함수를 이용하였다. 이 함수는 앞에서 언급한 Neuro-Fuzzy Model로 TSK 규칙을 이용한 퍼지 모델이다. 그림 2와 같이 얻어진 신호를 이용하여 Matlab을 이용하여 퍼지 모델을 설계하고 Test데이터를 이용하여 그 타당성을 검토하였다. 그림6.에서는 제안된 TSK 퍼지들을 이용한 퍼지 모델링의 수행과정을 나타내고 있다.

1단계 실험에서는 데이터 취득 시스템을 이용하여 취득한 측정기의 입출력 수치 데이터를 이용하여 3입력 1개 출력의 측정기의 상태 예측모델을 설계하여 그 성능을 검증하였다. 이번 실험에서는 간편성을 이용하여 일정범위의 입력 벡터와 출력벡터로 한정하여 실험하였다.

2단계 실험에서는 일차 구성된 시스템 모델 출력과 시스템의 실시간 변화 데이터의 분석결과, 그리고 경험을 조합한 상태 판정 룰의 설계 및 시뮬레이션을 수행하였다. 3개의 입력은 TMS측정기의 측정단자로부터 진단기의 입력에 인가되는 데이터이다. 즉, 제안한 시스템의 A/D변환기의 입력단자에 해당하는 데이터이다. 그리고 이 입력은 평균값을 이용하여 1분 단위로 입력되도록 설계하였다. 그리고 룰의 연산자 및 비퍼지화 로직을 설정해주는 부분은 실험결과 가장 적합한 무게 중심법을 이용한 추론 방법과 MAX-MIN을 이용한 연산 방법을 적용하였다. 룰의 후건부는 선형방정식을 이용한 TSK룰을 이용하였다. 시스템의 최종적인 모양은 신경회로망을 이용한 학습까지를 포함한 모델로 다음 그림 8.과 같다 즉 15개의 입력층과 12개의 Hidden층 그리고 1개의 출력층으로 구성되어 있음을 표현하고 있고 Weight를 나타내는 각 연결선의 연산방법을 3가지로 보여주고 있다.

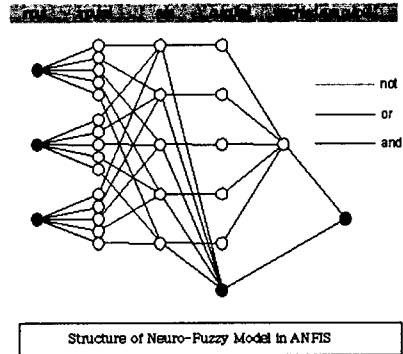


그림 8. 3입력 1출력 뉴로-퍼지 모델

그림에서는 3개의 입력과 1개의 출력 퍼지 모델에서 15개의 입력 퍼지변수와 5개의 룰 그리고 5개의 출력 퍼지변수 그리고 빨간색으로 표현된 뉴런의 경우는 각 룰의 출력 5개로 구성된 방사형에서 1개로 수합되는 부분은 각 룰의 적합도를 표현하며, 까만 부분의 뉴런은 최종 모델의 비 퍼지화 값인 출력을 표현하고 있다.

측정기의 정상 상태 및 비정상 상태판단 알고리즘 구성

측정기의 동작을 판단하는 룰은 일반적인 센서의 동 특성과 전문가의 판단에 의한 룰 작성 방법으로 접근하여 인위적인 조작에 의한 실수나 노이즈에 보다 강인한 특성을 갖도록 설계하였다. 일반적인 전문가의 이상 징후 감지 방법, 센서의 값이 순간적으로 큰 변화를 나타낼 때, 장기간 변화가 없을 경우는 센서에 대한 이상 징후로 판단하는 경험 데이터로 한다. 따라서 다음과 같이 진단 룰을 구성하였다.

첫번째 지식을 이용한 퍼지 진단규칙 구성

입력변수

X1(현재값)--퍼지변수 small Medium High
 X2(현재값과 과거값의 편차) small High
 X3(현재값과 모델링값의 편차) small High

출력변수

So(상태값) Good Bad

Rule

R1 If X1 is small and X2 is small and X3 is small then So is Bad

R2 If X1 is Small and X2 is Small and X3 is small then So is Good

R3 If X1 is small and X2 is small and X3 is High then So is Bad

R22 If X1 is High and X2 is High and X3 is small then So is Good

R23 If X1 is High and X2 is High and X3 is High then So is Bad

R24 If X1 is High and X2 is High and X3 is High then So is Good

표 1. 학습데이터

번호	현재값	현재과거편차	모델편차	상태진단
1	0	0	0	0.3
2	0	0	0.1	0.1
3	0	0	0.3	0.1
4	0	0.2	0	0.3
5	0	0.2	0.1	0.2
6	0	0.2	0.3	0.1
7	0.5	0.5	0	0.1
8	0.5	0.5	0.1	0.1
9	0.5	0.5	0.3	0.1
10	0.5	0	0	1
11	0.5	0	0.1	1
12	0.5	0	0.3	1
13	1	0.2	0	0.2
14	1	0.2	0.1	0.2
15	1	0.2	0.3	0.2
16	1	0.5	0	0
17	1	0.5	0.1	0
18	1	0.5	0.3	0

24개 룰로 구성하였다. 단, 여기서 X1의 경우는 0~1 사이의 값으로 구성하였으며, X2는 절대치 값으로 0~1, X3은 절대치 값으로 0~1, So는 0~1까지의 값으로 선정하였다.

학습데이터는 일반적인 고장진단에 준하여 다음과 같은 기준치를 준용하였으나 학습에 의하여 임의로 학습할 수 있도록 하였다.

단, 퍼지 변수 선정에 따라 3개의 변수 경우 0.3의 간격, 그리고 2개의 변수인 경우는 0.5의 간격으로 학습범위를 정하였으나 모델편차의 경우는 0~0.3구간까지를 학습구간으로 설정하였고 시간별 편차의 경우는 0~0.5 구간을 학습구간으로 설정하였다.

여기에서 진단 상태 데이터의 경우 0~0.5까지 이상상태를 나타내며 0.5이상은 정상상태를 나타내는 것으로 판정한다. 따라서 본 실험 결과 Matlab을 이용한 적응 뉴로-퍼지 모델로서 본 과제의 진단 모델의 타당성을 확인할 수 있었다 이와 같이 구성된 뉴로 퍼지 모델을 앞에서 보여준 시스템의 입, 출력 데이터를 이용하여 학습하였다. 그리고 학습 전에 구성된 퍼지 모델을 검증하기 위하여 다음 그림 9.에서 각 입력 점의 변화에 따라 각 룰의 퍼지변수의 룰 적합도가 계산되어 출력에 기여하는 정도를 보여주고 있으며 최종적으로는 출력 값이 디스플

레이 되고 있다.

다음은 이렇게 구성된 뉴로-퍼지 모델의 학습과정을 실험하였다.

그림 9.와 같이 3개의 입력과 1개 출력으로 구성된 5개의 룰로 구성된 퍼지 모델을 구성하였으며 오차 역전파 학습법을 이용하여 학습하였다. 이와 학습으로 오차 값이 0.0004의 예측값이 정밀한 모델을 구성할 수 있었다. 위 그림 9.에서 보여주는 추론 모델에서 각 입력에 대한 추론된 출력 값의 변화 추이를 확인하고 이들의 Surface 분포도가 다음 그림 10.과 같은 비선형성이 포함된 룰을 얻을 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 측정기의 동작신호로 조합된 동작 데이터를 이용하여 설계된 뉴로-퍼지 진단 모델의 설계와 시뮬레이션을 통해 진단 가능성을 확인하고자 하였다.

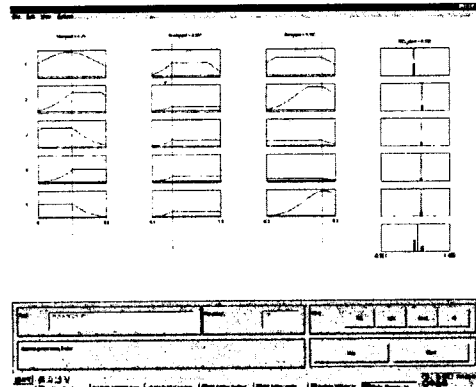


그림 9. 3입력 1출력의 5개룰로 구성된 뉴로-퍼지 진단모델의 추론

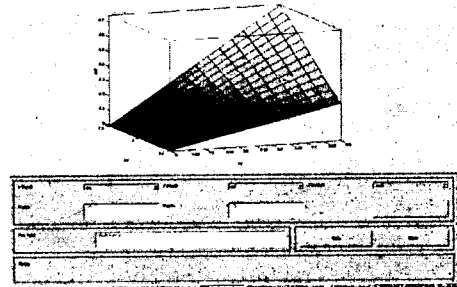


그림 10. 학습결과 얻어진 진단모델의 Surface 분포도

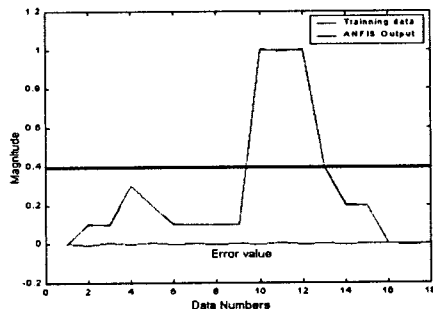


그림 11. 뉴로-퍼지 진단모델의 진단출력 결과

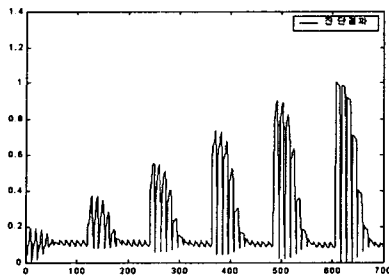


그림 12. 700개 실험 패턴 데이터를 이용한 진단 예측 결과

위 실험 그림 11.과 그림12.에서 결과를 살펴보면 진단결과가 판단 기준인 3개의 변수에 의해 구성된 진단 룰에 완전하게 합치함을 볼 수 있다. 그림 13.과 같이 1200여 개의 진단 데이터를 이용하여 진단한 결과, 정확하게 오차를 유발하는 인위적인 10개의 고장 포인트를 관찰 할 수 있었으며 그림 중에 빨간 실선이 상태 진단의 판단 기준인 실제 값과 추론 값의 오차 값으로 일정 크기 이상인 10개의 고장 포인트를 보여 주고 있다.

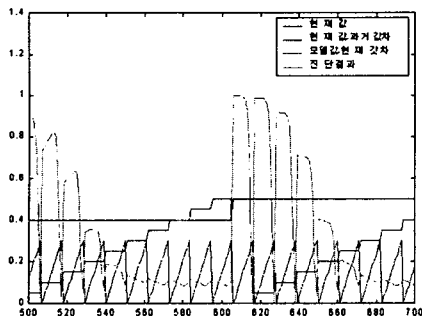


그림 13. 특정 실험데이터와 예측결과에 의한 출력 결과 비교

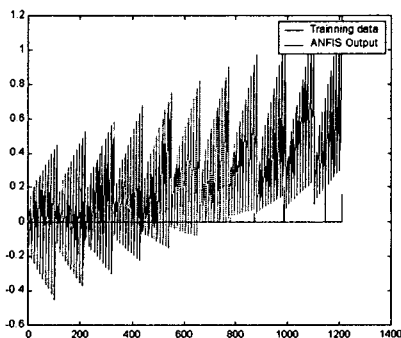


그림 14. 뉴로-퍼지 진단모델의 진단결과

이 실험 결과에서 보듯이 진단 모델의 출력과 실측과의 오차 값의 변화 분포를 관측함으로써 고장 및 성능이상 유무를 확인할 수 있음을 보여주고 있다.

V. 결 론

본 연구는 여천 및 광양권 공단에 설치되어 운용되고 있는 TMS의 상태 진단 방법을 제안하였다. TMS는 비선형이고 개회로로 구성되어 있으며, 복잡한 전자회로로 설계되어 있어 수학적 모델링이 어렵기 때문에 새로운 진단 기법인 뉴로-퍼지 모델을 이용한 진단방법을 제안하였다. Matlab으로 수치 데이터와 경험을 이용할 수 있는 모델을 설계하고, 실 데이터를 이용하여 시뮬레이션을 실행하였다. 실험을 통해 신뢰성 있는 결과를 확인하였으며, 제안된 방법에 의하여 설계된 진단시스템의 실용성이 있을 것으로 사료되었다. 그러나 센서의 고장을 진단할 수 있는 경험에 의한 진단 룰의 부족으로 한 계가 있을 것으로 사료된다. 향후 센서에 대한 자기진단 기법의 연구가 필요하며, 제품화에 대한 연구가 요구된다.

본 연구를 수행하여 상품화에 성공한다면 환경관리 정책의 조기 신뢰성확보의 기틀을 제공할 뿐 아니라, 과도한 고가의 외제상품 수입을 대체하고 중소기업체의 사업화에 일조할 것이다. 그리고 기업체의 과도투자를 피하게 함으로써 지역 경제에 일조할 것으로 판단한다.

나아가 진단시스템의 상품화는 부가가치가 높은 인공지능을 이용한 지능센서의 기술 개발에 한 역할을 담당할 것으로 사료된다.

감사의 글

이 논문은 과학기술부, 과학재단 지정 지역 협력센터인 여수대학교 설비자동화 및 정보시스템 연구개발센터와 포항제철소의 연구비 지원에 의해 연구되었음.

VI. 참고문헌

- [1] Larsson, M, "Behavioral and Structural Model Based Approaches to Discrete Diagnosis." PhD thesis, Department of Electrical Engineering, Linkoping University, 1999
- [2] R.Dunia, J.Qin, T.F.Edgar and T.J.McAvoy. "Identification of Faulty Sensors Using Principal Component Analysis." AIChE Journal, No. 42, pp2797-2812, 1996
- [3] A.S.Wilsky. "A survey of design methods for failure detection in dynamic systems." Automatica, Vol.12, pp.601-611, 1976
- [4] R. Isermann. "Process fault detection based on modeling and estimation methods-A survey." Automatica, Vol. 20, pp. 387-404, 1984
- [5] M. Kinnaert. "Design of redundancy relations for failure detection and isolation by constrained optimization." Int. Jai Control, Vol. 63 No. 3, pp.609-622, 1996