

〈論 文〉

뉴로-퍼지 기법에 의한 자동차 진단

신 준* · 오재응**

(1992년 2월 26일 접수)

Automobile Diagnosis by Neuro-Fuzzy Technique

Joon Shin and Jae-Eung Oh

Key Words : Expert System(전문가 시스템), Fuzzy Inference(퍼지추론), Hamming Net(해밍 네트), Octave Band(옥타브 밴드), Rule(룰), Diagnosis(진단)

Abstract

In the diagnostic process for automobile, Neuro-Fuzzy technique was compared with the conventional diagnostic method for the verification of performance, and proto-type system was developed. For the utilities of the system, 1/3 octave filter (band-pass filter) and A/D converter were used for data acquisition and then data were analyzed using octave band processing and pattern recognition using hamming network algorithm. In order to raise the reliability of the diagnostic results by considering many operating variables and condition of automobile to be diagnosed, fuzzy inference technique was applied in combining several information. The validation of this diagnostic system was examined through computer simulation and experiment, and it showed an acceptable performance for diagnostic process.

1. 서 론

고도화, 분업화된 산업사회와 그에 따른 설비의 고속화 및 자동화는 생산현장에 컴퓨터 시스템의 도입을 요구하고 있으며, 시설관리와 설비진단면에서도 감시 시스템의 필요성이 높아지고 있다. 이러한 추세는 전문적인 진단 기술자의 부족과 산업재해의 방지 및 제품의 다양화에 따른 전문인력의 능력 감퇴를 해결하려는 측면에서 한층 고조되고 있으며 가동중인 설비의 상태 검사를 통하여 이상의 조기발견에 의한 돌발고장의 억제와 상태 기준정비에 의한 과잉보수(over maintenance)의 배제 등으로 제품의 품질 및 생산성 향상에 크게 기여하고 있다.⁽¹⁾

특히 자동차는 수만개의 부품으로 된 복잡한 시스템으로서 현대사회의 주요한 운송수단으로 자리 잡고 있으며 생활환경의 향상과 더불어 성능이나 구조면에서 계속적으로 발전하고 있다. 한편 자동차에 대한 수요의 증가와 제품의 다양화는 진단면에서도 많은 정비기술자와 축적된 진단기술을 요구하고 있지만 숙련된 고급 정비인력과 자동차의 발달에 따른 진단기술의 다양화는 그 수요에 미치지 못하고 있는 실정이다.^{(2),(3)} 또한 현재 개발되고 있는 몇몇 자동차 진단 시스템들은 차량의 전자제어 유닛(E.C.U)에서 발생시키는 신호를 분석하거나 운전자와의 대화를 통하여 진단하는 방식을 채택하고 있다. 그러나 고장으로 인한 소음과 같은 특정 현상에서는 운전자의 정보를 기대하기 어렵고 전자적인 신호의 분석만으로는 진단이 어려울 경우가 많다.

따라서 본 연구에서는 자동차의 발달에 따른 정

*정회원, 한양대학교 정밀기계공학과 대학원

**정회원, 한양대학교 자동차공학과

비 전문가의 상대적인 능력 감퇴를 보완하고 진단의 정확성을 높일 수 있도록 소음계측에 의한 인공지능적 뉴로-퍼지 진단기법을 연구하였다. 이를 위하여 진단결과에 영향을 미치는 많은 작용변수와 다양한 차량상태 등을 고려함으로써 보다 신뢰성 있는 결과를 산출해내기 위한 퍼지(fuzzy) 추론 방식의 판단법을 도입하였으며, 진단이 실패했을 경우나 입력된 데이터가 충분하지 못할 경우에 시스템 자체의 지식을 확장시켜 나갈 수 있도록 해밍네트(hamming net)에 의한 패턴인식 기법을 적용하였다. 그리고 컴퓨터 시뮬레이션과 자동차를 대상으로 고장진단 실험을 실시하여 기존의 진단기법과의 비교를 통한 뉴로-퍼지 진단기법의 효율성과 알고리즘의 타당성을 검증하였다.

2. 이 론

2.1 퍼지추론(Fuzzy Inference)

퍼지집합은 불확실성을 고려하는 방식으로써 인간의 주관(애매함 : fuzziness)을 0에서 1까지의 실수값(membership function)을 이용하여 정량화시킨 것이다. 특히 외부상황이 동적으로 변화하여 가중값에 변동이 생기는 경우나 정확한 조건부 확률분포 지식이 부족하여 베이의 룰(Bay's rule)을 적용하기 곤란한 경우에 유용하게 사용될 수 있다.⁽⁴⁾

본 연구에서는 외부의 잡음에 영향을 많이 받을 수 있는 음향 데이터의 분석과 패턴인식에 의한 확률적 진단결과 산출에 퍼지추론 방식을 적용하였다. Fig. 1은 가중값의 조절을 위한 룰(rule)의 한 형태를 나타내고 있는데, 자동차의 주행거리에 따른 소음 레벨의 변화를 고려하기 위하여 그림과 같은 삼각형 퍼지함수를 구성하여 주행거리와 고려할 가중값과의 관계를 설정하였다. 또한 입력된 데이터에 대하여 추론을 하기 위한 룰의 한가지 형태는 아래와 같으며 멤버십 함수는 삼각형 퍼지함수를 이용하였다.

IF overall level > 3dB and center freq. > 7dB
THEN result is alarm

여기서 입력변수는 오버올 레벨과 중심 주파수이고 출력변수는 정상, 고장, 경고이다. 한편 결정되는 출력함수의 형태는 최대-최소 합성법칙(maxmin composition)에 의하여 다음 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.^{(5),(6)}

R1 : IF distance value is LOW
THEN output is SMALL
R2 IF distance value is MIDDLE
THEN output is MEDIUM
R3 IF distance value is HIGH
THEN output is BIG

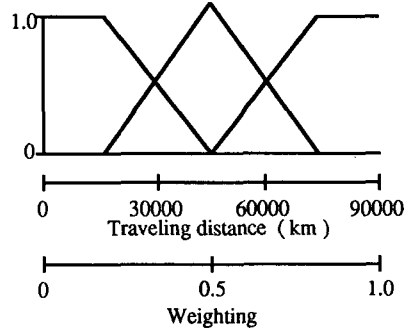


Fig. 1 Triangular membership function for rule

$$m(w) = \max[\min(m_A(i), m_R(i, w))]$$

여기서

$m(w)$: membership function for output
 $m_A(i)$: membership function for input
 $m_R(i, w)$: membership function for rule (1)

또한 출력된 멤버십함수(membership function)의 비퍼지화(defuzzification)를 위하여 본 연구에서는 Bernard 등이 사용한 다음 식을 이용하였다.⁽⁷⁾

$$w = \frac{\sum_{i=1}^M (\text{Action})_i (\text{Membership value})_i}{\sum_{i=1}^M (\text{Membership value})_i} \quad (2)$$

여기서 M : 룰의 갯수

2.2 해밍네트(Hamming Net)

해밍네트는 여러 뉴랄(neural) 모델 중 빠른 처리속도를 가지고 있어 현장 적용시 뉴로 컴퓨터와 같은 추가적인 장비없이 그 알고리즘만으로도 사용 가능하며 기억장소가 적게 필요한 장점을 갖고 있다. Fig. 2는 매칭 스코어(matching score)를 계산하는 예를 나타내고 있는데 여기서는 10개의 입력노드(node)를 가지며 2가지 등급을 판정하는 해밍네트이다. 입력된 패턴을 등급 A의 기준 패턴과 비교시 매칭 스코어는 4이다. 그리고 등급 B와 비교시에는 매칭 스코어가 6이므로 입력된 패턴은 등급 B로 판정받게 된다.

한편 일반적인 해밍네트에서는 입력 및 가중치를

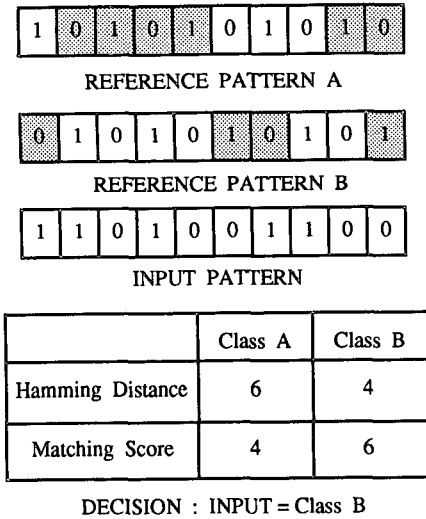


Fig. 2 Example of calculating the matching score

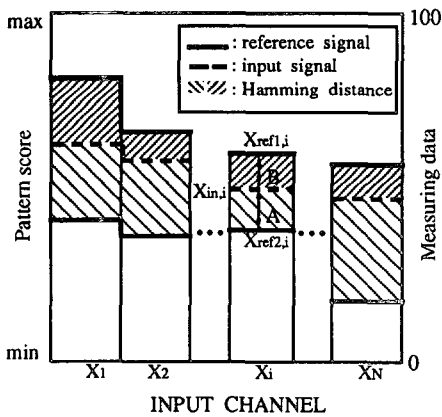


Fig. 3 Concept of modified hamming network

모두 이진패턴(+1, -1, or +1, 0)만 사용하나, 기계분야에서 다루고자 하는 대부분의 신호는 정해진 범위에서 연속적인 값으로 표현되므로 기존의 해밍네트의 사용은 매우 어렵다. 따라서 본 연구에서는 1/3 옥타브 데이터를 사용한 패턴화 방법을 제안하였다. 측정된 음향신호를 1/3 옥타브 밴드 데이터화 하면 각 밴드 별로 데이터가 형성되며 오버올 레벨 데이터가 형성된다. 이때 각 밴드의 데이터를 오버올 레벨 데이터로 나눈 후, 이를 매칭스코어의 최대값인 α 를 곱하여 각 입력 노드의 입력값에 해당하는 패턴 스코어로 하였다. 이를 수식화하면 다음과 같다.⁽⁸⁾

$$P.S = \frac{X_i}{\sum_{j=1}^n X_j} \times \alpha \quad (3)$$

여기서

P.S : Pattern score

X_i : Octave data

$\sum X_j$: Overall level

α : Maximum value of matching score

이를 위하여 먼저 해밍디스턴스(hamming distance)인 두 신호의 차이의 절대값을 구한 다음 그 절대값에서 신호가 가지는 최대변위를 빼줌으로서 매칭스코어를 계산하였다. 이 방법으로써 입력 한 개분에 해당하는 해밍디스턴스와 매칭 스코어를 계산하여 이를 각 입력에 적용시켜 구한 후 각각을 서로 더하면 다채널 입력에도 적용시킬 수가 있다. 이 방법의 이용 예를 Fig. 3에 도시하였다.

N 개의 입력 채널을 가진 입력이 최소값과 최대값 사이로 변할 때, 이것을 패턴의 값인 0과 100사이로 사상(mapping)시켰다. 그리고 판정해야 할 등급은 2가지로서 실선으로 표시된 레벨들이다. 점선으로 표시된 신호가 입력되었을 때 사선 부분들의 높이들이 각 입력 노드들에 해당하는 해밍디스턴스들이다.

3. 시스템 구성

3.1 패턴인식

센서로부터 받아들인 신호를 분석하여 결함을 진단하는 경우에 신호처리와 분석에 많은 시간과 기억용량이 필요하게 되며 따라서 받아들인 신호의 뚜렷한 특징만을 검출해 낼 수 있는 알고리즘이 요구되는데 이것을 해결하기 위하여 패턴인식의 개념을 도입하게 되었다. 일반적인 패턴의 분류나 가중값의 변화에 따른 패턴의 인식 등은 음성이나 비전(vision) 등에 많이 적용되고 있으나 본 시스템의 특수성을 고려하여 Fig. 4와 같이 빠른 시간내에 패턴을 인식해 낼 수 있는 알고리즘과 분류된 패턴을 효율적으로 저장하기 위한 패턴인식 시스템을 개발하였다.⁽⁹⁾

본 시스템의 경우에 있어서 자동차 엔진은 전처리기(preprocessor)로의 입력을 위한 데이터를 제공해준다. 이 데이터들은 마이크로폰에 의해 받아들여진 다음 증폭되고 필터링되어 전처리기로 입력된다. 본 시스템에서 전처리기는 RMS-to-DC 회

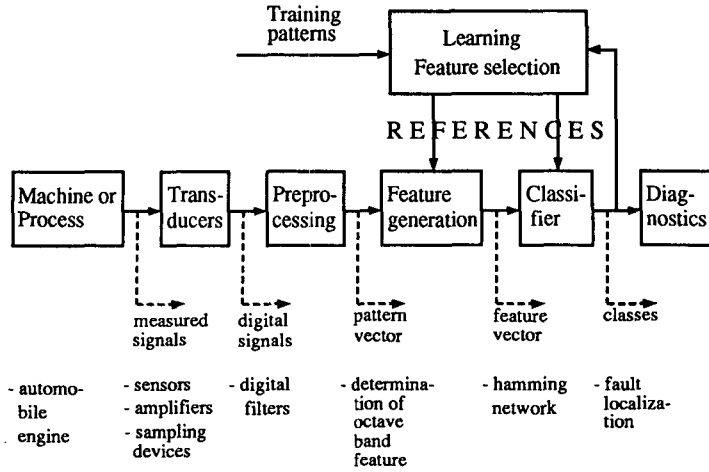


Fig. 4 Pattern recognition system for automobile engine diagnosis

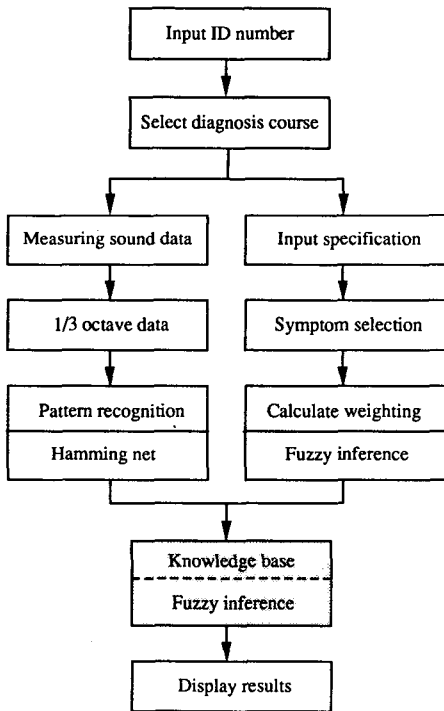


Fig. 5 Diagnostic algorithm of Neuro-fuzzy technique

로와 1/3 옥타브 필터로 구성하였다. 이 과정이 끝난 후 분류기(classifier)에 의한 특정패턴이 교육 패턴과 비교되어 진단을 내리게 된다.

3.2 진단 알고리즘

본 연구에서 개발된 시스템의 추론과정은 Fig. 5

와 같다. 프로그램이 초기화되면 시스템은 차량의 사양(RPM, 주행거리, 출고년도 등)과 증상 등에 관해서 질문하게 되고 이러한 일반적인 정보의 수집이 끝난 후 음향 데이터를 수집한다. 데이터의 입력이 완료되면 시스템은 해밍네트에 의한 패턴인식과 옥타브 분석에 의한 데이터 처리를 수행하게 되며 이 과정이 끝난 후 초기에 입력된 일반적인 정보와 분석된 데이터로 Fig. 1과 같은 형태로 구성된 물들을 통하여 가중값을 계산한다. 이 과정이 끝난 후 구축된 진단 물을 이용하여 옥타브 데이터에 의한 결과를 추론하며 패턴인식에 의한 계산결과와 통합한다. 추론된 진단결과에 앞에서 계산된 가중값을 곱하여 최종적인 진단결과를 산출하게 된다.

4. 컴퓨터 시뮬레이션

4.1 고장재현 시뮬레이션

본 연구의 소프트웨어에 대한 고장진단 성능을 평가하기 위해 고장재현 시뮬레이션을 행하였다. 우선 Fig. 6과 같이 자동차의 엔진부위를 32개의 측정위치로 분할하고 각 측정위치에 대한 정상 데이터를 실험적으로 수집하였으며, 수집된 데이터를 컴퓨터 시뮬레이션의 정상 데이터로 가정하였다.

진단시에는 측정환경이 달라진 상황으로 가정하기 위해 각각의 정상 데이터에 레벨값의 1/10에 해당하는 랜덤 노이즈를 첨가시켰다. 그리고 고장 부품을 발전기로 가정하여 발전기 위치의 100 Hz 중

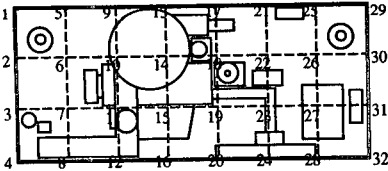


Fig. 6 Schematic view of automobile engine parts

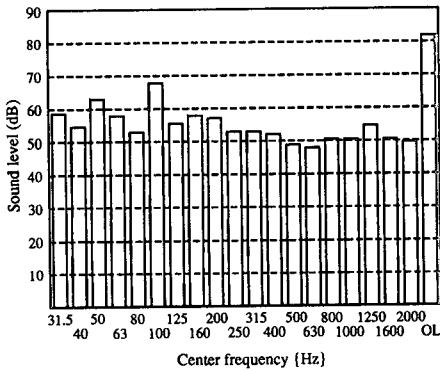


Fig. 7 1/3 octave data at the alternator position

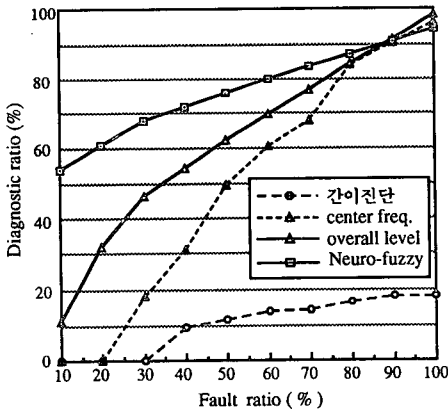


Fig. 8 Ratio of diagnosis and fault according to each method

심 주파수 레벨을 1~3배까지 증가시키고, 동시에 사이드 밴드라고 가정할 수 있는 125 Hz의 중심 주파수 레벨을 1~1.5배까지 증가시키면서 결합 진단률을 계산하였다. 또한 발전기 위치에서 거리의 역수에 비례하는 레벨값으로 각 측정위치의 레벨값을 보정하여 실 시스템과 유사한 조건으로 만들었다.⁽¹⁾ Fig. 7은 발전기 위치에서 수집된 1/3 옥타브 밴드 데이터의 형태를 나타내고 있다.

한편 진단방식으로는 중앙부의 한 측정점만을 비교하여 진단하는 간이진단방식과 32개의 모든 측정

점을 비교하여 진단하는 정밀진단 그리고 패턴인식과 물을 구성하여 진단을 내리는 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단방식의 3종류를 설정하여 각 기법들의 진단률을 비교하였다.

4.2 시뮬레이션 결과 고찰

Fig. 8은 중앙부에서 한 위치만을 측정하여 진단한 결과(간이진단)와 기존의 진단 방식인 중심 주파수와 오버올 레벨의 단순한 차이에 의한 진단 결과(정밀진단) 그리고 뉴로-퍼지기법에 의한 진단 결과를 비교하여 나타내고 있다.

가로축은 발전기 위치에서 레벨값의 증가에 따른 고장률을 나타내고 있는데 입력된 데이터와 정상 데이터가 일치할 경우를 0%, 발전기 위치의 레벨값이 정상 데이터에 비하여 3배로 증가하였을 경우를 100%로 정하였다. 그리고 세로축은 각 진단 기법에 따른 진단률을 나타내고 있는데 입력된 데이터에 의한 판단 결과가 고장이라고 출력되는 확률값을 나타내고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 간이진단의 경우 중앙부의 한 위치에서만 측정을 하게 되므로 특정 중심 주파수의 증가에 대해서는 진단하지 못하는 것을 알 수 있으며 따라서 측정점을 확장하여 진단의 정도를 높일 필요가 있다.

정밀진단에 있어서 중심 주파수의 비교에 의한 진단보다는 오버올 레벨에 의한 진단이 비교적 효과적임을 알 수 있는데 이것은 Fig. 7에 나타난 바와 같이 음압 레벨이 낮은 고주파수의 중심 주파수일 경우 비교적 적은 음압 변동량에 의해서도 큰 데시벨 (dB) 값의 차이를 나타내므로 진단률의 계산시 각 중심 주파수에 따른 가중값을 고려했기 때문인 것으로 생각된다.

한편 오버올 레벨의 경우는 고장률에 대한 진단 정도가 비교적 안정적인 변화를 나타내고 있으나 특정한 하나의 중심 주파수 변동은 전체의 소음 레벨 변화에 큰 영향을 미치지 못하므로 민감하게 고장에 대처할 수 없다는 것을 알 수 있다. 결국 최대의 중심 주파수 차이를 나타내는 위치가 반드시 고장 부위라고 판단내릴 수 없다는 것을 고려해야 하며 중심 주파수에 의한 진단과 오버올 레벨에 의한 진단에 있어서 다른 형태의 고장 판단법이 적용되어야 함을 알 수 있다.

그리고 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단의 경우 기존의 다른 진단기법으로 찾아내지 못했던 미소한 고장신호의 검출에 의해서도 결합을 진단할 수 있음

을 알 수 있다. 즉, 35% 정도의 고장률에 대해서도 약 70%의 진단률을 나타내고 있으며 따라서 본 연구에서 제안한 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단 방식의 유효성을 검증할 수 있었다.

5. 고장재현 실험 및 결과 고찰

5.1 실험장치 및 방법

자동차 고장진단 실험에서는 Fig. 9와 같이 K자동차 C차종의 엔진 부위를 32개의 측정점으로 분할하여 정상상태일 경우의 음향 데이터를 측정하였다.⁽¹⁰⁾ 그리고 고장 상태를 재현하기 위하여 Table 1과 같이 RPM은 증가하였지만 다른 상태는 정상인 경우와 인접된 4개의 각 점화 플러그의 이상에 따른 고장 그리고 수온 센서의 이상에 의한 고장 등을 인위적으로 발생시켰다.

한편 Fig. 10은 본 진단실험 및 데이터 처리를 위한 계통도를 나타내고 있다. 마이크론을 통해 입력되는 음향 데이터는 A/D 변환기와 밴드패스 필터를 거친 후 해밍네트에 의하여 패턴이 분류되

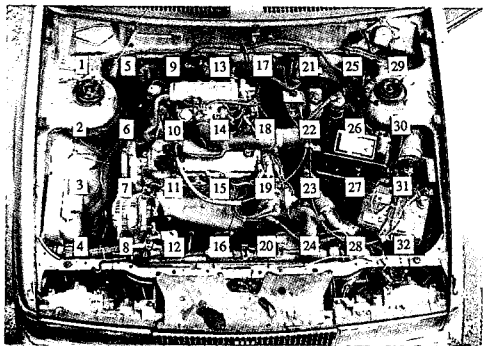


Fig. 9 Measuring points of automobile engine parts

Table 1 Kind of fault type

TYPE	Contents of fault
F1	Increasing of RPM
F2	Ignition plug #1 fault
F3	Ignition plug #2 fault
F4	Ignition plug #3 fault
F5	Ignition plug #4 fault
F6	Coolant temp. sensor fault

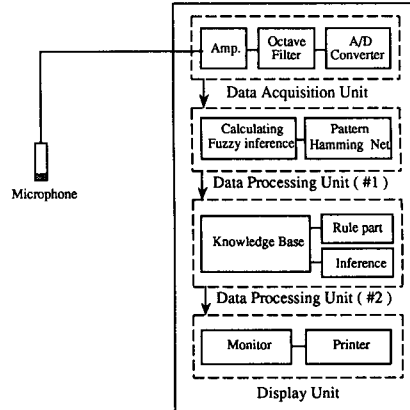


Fig. 10 Block diagram of data processing for experiment

고 지식 베이스 내에서 추론되어진 다음 결과를 화면에 출력시킨다.

5.2 실험결과 및 고찰

Table 2는 각 고장 형태에 따른 진단결과 및 진단 적중률을 나타내고 있는데 간이진단은 엔진 부위의 14번째 측정점만을 계속하여 진단한 결과이고, 정밀진단은 32개 측정점에서의 중심 주파수와 오버울 레벨값의 차이에 의한 진단결과이다. 또한 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단은 정밀진단과 패턴인식에 의한 진단결과를 퍼지추론에 의하여 통합하여 나타낸 결과이다.

간이진단의 경우는 고장위치나 부품을 제시하는 것이 아니라 차량의 상태를 정상과 고장으로 분류

Table 2 Diagnostic result to each fault type

Course TYPE	Simple diagnosis	Precision diagnosis	Neuro-fuzzy technique
F1	Normal	Normal	Normal
F2	Fault	I.P.#4 fault	I.P.#4 fault
F3	Normal	I.P.#2 fault	I.P.#2 fault
F4	Fault	Distributor fault	I.P.#3 fault
F5	Normal	I.P.#4 fault	I.P.#4 fault
F6	Normal	Normal	Coolant temp. sensor fault

하여 출력하게 되며 정밀진단이나 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단은 예상 고장부품을 출력하게 된다. 도표에서 알 수 있듯이 정밀진단의 경우에는 3가지 경우의 진단 적중률을 나타내고 있으며 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단은 5가지 경우의 진단 적중률을 나타냄으로서 본 연구에서 제시한 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단결과가 기존의 진단방식보다 우수한 성능을 나타내고 있음을 알 수 있다.

Table 2에서 정밀진단의 경우 진단정도가 떨어지는 이유는 부품의 이상으로 인하여 발생하는 소음이 반드시 고장부품 주위에서만 발생하는 것은 아니며, 부품의 밀집도가 적은 부분에서는 음의 차체 반사에 의한 울림현상으로 인하여 잘못된 계산 결과를 산출하기 때문인 것으로 생각된다.

한편 Fig. 11은 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단결과의 검증에 위해 14, 18 측정점 위치에서의 해밍디스턴스 계산값을 나타내고 있다.

그림에서 가로축은 각 고장 형태를 나타내고 있으며 세로축은 해밍디스턴스값을 나타내고 있는데 특정 고장에 따른 각 고장형태의 유사정도를 전 주

파수 영역에서 패턴을 비교하여 도식적으로 나타낸 것이다. 즉, F5 형태의 고장일 경우 F5값에 해당하는 해밍디스턴스가 가장 큰 값을 나타내고 있으며, 이것은 기준패턴과 입력패턴이 다른 고장형태의 패턴에 비해 서로 가장 유사하다는 것을 의미한다. 일반적으로 해밍디스턴스 값은 차량의 상태가 크게 변화하지 않는 이상 100 이상을 넘지 않는다.

뉴로-퍼지 기법에 의한 진단에 있어서 Table 2의 경우(case) II와 같은 1번 점화 플러그의 이상에 대하여 4번 점화 플러그가 고장난 것으로 잘못된 진단결과를 산출하였는데 이는 4개의 점화 플러그들이 서로 인접해 있으며, 점화 플러그의 이상이 발생했을 경우에는 소음 레벨은 오히려 감소하기 때문인 것으로 생각된다. 그리고 측정시 입력되는 외부 잡음도 진단결과에 영향을 미친 것으로 판단된다.

수온센서의 이상과 같은 경우에 있어서는 전체의 소음 레벨 변화에 전혀 영향을 미치지 못하므로 기존의 진단방식으로는 찾아낼 수 없지만 냉각 팬의 회전 유무나 회전 주기 등의 물에 의한 진단방식으로는 효과적으로 진단할 수 있음을 알 수 있다.

6. 결 론

뉴로-퍼지 기법을 적용하여 자동차 진단 시스템을 구축하고 컴퓨터 시뮬레이션과 실차 실험을 통하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 자동차의 고장진단에 있어서 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단방식을 제안하였다.
- (2) 뉴로-퍼지 기법에 의한 진단 시스템을 구성하였고, 컴퓨터 시뮬레이션에 의하여 그 알고리즘의 타당성을 검증하였다.
- (3) 실차 실험에 의한 진단결과 선정된 차량에 있어서 6가지 고장 경우 중에 5가지의 경우를 진단해 낼 수 있었다.

후 기

본 연구는 상공부 공업기반기술 개발사업(891-531-50-104)으로 수행된 내용의 일부이며, 관계자 여러분께 깊은 감사를 드립니다.

참고문헌

(1) Collacott, R.A. 1977, "Mechanical Fault

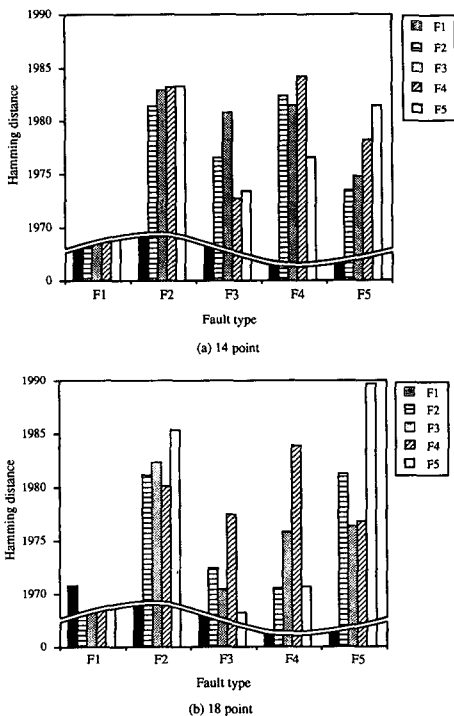


Fig. 11 Hamming distance of each fault type by Neuro-Fuzzy technique

- Diagnosis and Condition Monitoring,” Chapman and Hall, Ltd.
- (2) 오재응, 최병욱, 1988, “기계설비 이상진단 기법의 EXPERT화,” 자동차공학회지, Vol. 10, No. 1
- (3) Minoru Tomikashi, Narimasa Kishi et al., 1988, “Application of an Expert System to Engine Troubleshooting,” SAE paper No. 870910
- (4) Yoh-Han Pao, 1989, “Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks,” Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- (5) 신 준, 1990, “Fuzzy 추론에 의한 자동차 고장진단 전문가시스템 개발,” 한양대학교 석사학위 논문
- (6) 廣田薰, 1990, “ファジィ推論とファジィ制御,” 日本機械學會志, Vol. 93, No. 856
- (7) Bernard, J.A. 1988, “Use of a Rule-Based System for Process Control,” IEEE Control Magazine, October
- (8) 오재응, 손동구, 신 준, 1990, “신경회로망을 이용한 자동차 진단에 관한연구,” 세계한민족 과학기술자 종합학술대회 논문집
- (9) Laszl Monostori, 1986, “Learning Procedures in Machine Tool Monitoring,” Computer in Industry, Vol. 7
- (10) 오재응, 박 호, 이완익, 조진호, 1989, “음향 인텐시티법을 이용한 4기통 가솔린엔진의 소음원 검출에 관한 연구,” 자동차공학회지, 제11권, 제1호