

논문 96-5-2-06

## 퍼지신경회로망의 열전도도 추론에 의한 재질인식센서의 개발

임영철, 박진규, 류영재, 위석오, 박진수

Material Recognition Sensor  
Using Fuzzy Neural Network Inference of Thermal Conductivity

Young-Cheol Lim, Jin-Kyu Park, Young-Jae Ryoo, Seog-O Wi, Jin-Soo Park

## 요 약

본 연구에서는 곡선근사법과 퍼지신경망의 열전도도 추론을 이용해 대기온도의 변화에 관계없이 접촉된 물체의 재질 인식이 가능한 시스템에 대하여 기술하였다. 먼저 인간의 손가락과 유사한 구조의 재질 인식용 능동센서를 제작하였고 이를 이용해 접촉된 물체의 온도응답곡선을 측정하였다. 측정된 온도응답곡선을 곡선근사법에 의해 지수함수로 근사화함으로써 측정중의 잡음을 없앨 수 있었고 물체의 열전도 특성을 근사화된 지수함수의 계수와 지수로 표현할 수 있었다. 또한 퍼지신경망을 이용함으로써 열전도 특성의 복잡한 수학적 해석을 피할 수 있었고 대기온도의 변화에 관계없이 임의의 대기온도하에서 물체의 열전도도 추론이 가능하였으며 추론된 열전도도를 이용해 접촉된 물체의 재질을 식별할 수 있었다.

## Abstract

This paper describes a system that can be used to recognize unknown materials regardless of the change in ambient temperature by using temperature response curve fitting and fuzzy neural network(FNN). There are problems with a recognition system which utilize temperature responses. It requires too many memories to store the vast temperature response data and it has to be filtered to remove the noise which occurs in experiments. Thus, this paper proposes a practical method using curve fitting to remove the above problems of memories and noise. Also, the FNN is proposed to overcome the problem caused by the change of ambient temperature. Using the FNN which is learned by temperature responses on fixed ambient temperatures and known thermal conductivity, the thermal conductivity of the material can be inferred on various ambient temperatures. So the material can be recognized via its thermal conductivity.

## 1. 서 론

로보트에 이용되는 센서는 감지방법과 기능에 따라 여러 종류로 분류될 수 있는데, 인간의 5가지 감각중 시각, 청각, 촉각에 상당하는 물리량 센서와 후각, 미각에 대응하는 화학량 센서로 나누어진다. 이들 중 촉각

센서는 감지 방법에 따라 나누면 크게 내부센서와 외부센서로 분류되고 외부센서는 접촉센서와 비접촉센서로 나누어진다. 접촉센서는 로보트에 이용되는 여러가지 센서중 측정하고자 하는 물체에 직접 접촉시키므로 피측정체 측정의 특성이 용이하고 해석하기 쉽다는 장점을 가지고 있다. 그러나 대부분의 접촉센서는 주로 힘 또는 압력을 감지하거나 물체의 형체를 구별하기 위한 연구가 수행되어 왔지만 물체의 재질이나 성분을 인식하기 위한 센서에 대해서는 그 연구가 미진한 현실이다.

전남대학교 전기공학과  
(Dept. of Electrical Eng., Chonnam Univ.)  
<접수일자 : 1995년 12월 14일>

물체의 재질을 식별하기 위한 초보적인 연구로써 1985년 Russell과 Paoloni는 복합매질의 열전도 특성을 이용하여 물체의 재질을 구별할 수 있는 센서를 고안하였고, 복합매질에서 열전도 관계식을 이용하여 정상 상태에 있어서 열전도도와 열확산 계수를 구하므로써 물체를 식별할 수 있는 가능성을 제안하였다<sup>[1]</sup>. 그러나 이 연구에서는 대기온도의 변화에 대해 고려를 하지 않아서 실용상 문제가 있었다. 그리고 정상상태에서의 열전도 해석은 열 평형이 이뤄지기까지 많은 시간이 필요하다는 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 마이크로 컴퓨터를 이용하여 물체를 식별하기 위한 실용적인 방법이 연구되었는데 이는 물체의 온도응답곡선을 측정하고 특정한 3점의 온도를 메모리 상에 저장된 3점의 데이터와 비교하여 식별하는 방법이다<sup>[2]</sup>. 이 방법은 매우 빨리 물체를 식별할 수 있으나 대기온도의 변화와 피측정체 종류의 증가에 따라 많은 데이터 베이스 공간을 요구하였고 데이터 베이스에 없는 대기온도의 경우에 있어서의 재질인식을 위해서는 보간법이 필요하였다. 또한 물체의 온도응답곡선에 있어서 특정한 3점의 데이터는 물체의 열전도 특성을 완전히 반영할 수 없었으며 측정시의 잡음에 의해서 오차를 유발할 수 있었다.

따라서 본 논문에서는 온도응답곡선을 곡선근사법에 의해 지수함수로 근사화시키고 최근에 연구된 퍼지신경망<sup>[3]</sup>을 열전도도 추론에 적용하므로써 이와같은 문제를 해결한다. 온도응답곡선을 지수함수로 근사화하면 측정중의 잡음 성분에 의한 오차를 없앨 수 있고, 측정된 모든 온도응답 데이터에 의한 물체의 열전도 특성을 근사화된 지수함수의 계수와 지수로 표현할 수 있다. 몇 개의 선정된 대기온도에 따른 온도응답곡선을 측정하여 지수함수로 근사화하고 이 함수의 계수, 지수와 그 때의 대기온도 그리고 열전도도를 이용하여 퍼지신경망을 학습시킨다. 퍼지신경망은 두 단계의 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습이 되는데 먼저 결론부 파라미터가 동정이 되고 다음으로 전제부의 멤버쉽함수가 동정이 된다. 학습된 퍼지신경망은 임의의 대기온도에 있어서 접촉된 물체의 열전도도를 추론하고 추론된 열전도도에 의하여 재질인식이 가능하게 된다. 제안한 퍼지신경망을 이용한 방법은 물체의 열전도 특성의 복잡한 수학적 해석이 필요없으며 대기온도의 변화에 관계없이 임의의 대기온도에서 재질인식이 가능하다. 더불어 인식하고자 하는 재질의 수를 확장하는 것도

용이하다. 퍼지신경망의 구조자체는 복잡하지만 앞으로는 퍼지신경망을 쉽게 이용할 수 있는 툴의 개발이 예상되므로 사용자의 입장에서 볼 때 퍼지신경망에 대한 연구가 없어도 쉽게 이용할 수 있을 것이다.

제한한 시스템을 실현하기 위하여 인체의 피부와 같은 구조의 센서, 물체의 온도응답곡선을 측정하기 위한 하드웨어를 설계하였고, 온라인 측정, 분석, 실험을 위한 윈도우즈용 프로그램을 개발하였다.

## 2. 재질인식용 능동센서

### 2.1 센서의 기본원리

재질인식용 능동센서는 인간의 감각기능을 이용한 면접촉 온도센서로 사람의 손가락과 유사한 구조로 되어 있다. 즉, 손가락의 내부에는 36.5°C의 일정온도를 유지시키는 혈액이 흐르고 표피 가까운 위치에는 신경세포가 분포되어 대기 중에 있는 물체를 만지면 물체의 재질에 따라 차가운 정도를 다르게 느낀다. 이는 물체와 접촉 후 손가락에서 물체로 열이 전달되는 정도가 물체의 열전도 특성에 따라 다르기 때문이며 신경세포에서는 이 현상을 시간에 대한 온도변화의 차이로 인식하게 된다.

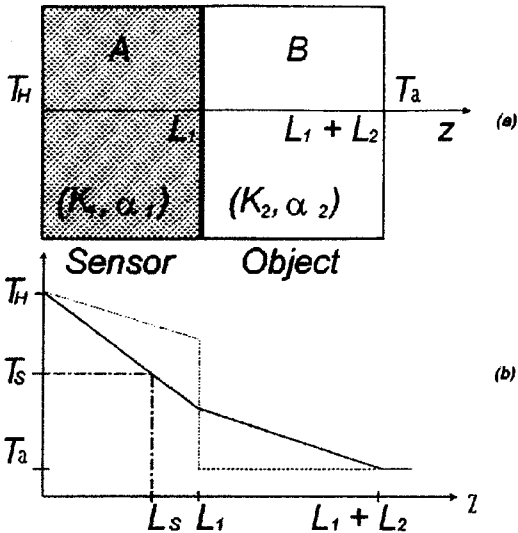
예를 들어 열전도도가 좋은 물체는 매우 차갑게 느껴지고 단열성이 강한 물체에서는 그 차가운 정도가 약하다. 따라서 이와 같은 구조를 갖는 센서를 물리적으로 구현할 수 있다면 인간의 피부와 같이 열적인 반응을 감지하여 물체의 재질을 인식할 수 있을 것이다. 이와 같은 구조를 가지는 센서를 물체와 접촉시켰을 때의 1차원적인 모형은 그림 1(a)와 같다.

열전도도가 각각  $K_1$ ,  $K_2$ 이고 확산계수가  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ 인 센서 A와 물체 B를 접촉시킬 때 A의 온도가 B보다 높다면 A의 열이 B로 전달되어 열적 평형상태가 될 때까지 열전도는 계속된다.

### 2.2 과도상태(transient state)와 정상상태(steady state)의 열전도 관계식

온도분포가 서로 다른 두 물체가 접촉하면 열 교환 작용이 시작되는데 열전도 현상을 해석하기 위하여 과도상태 열전도의 경우와 정상상태 열전도 경우로 나누어 해석한다.

먼저 과도상태 열전도의 경우 그림 1(a)와 같이 센



- $T_H$  : 발열부의 온도
- $T_A$  : 센서부의 온도
- $T_B$  : 물체의 온도
- $T_{L0}$  :  $t = 0, z = L1$  에서의 온도
- $T_a$  : 대기의 온도
- $\alpha_1$  : 센서부의 확산계수
- $\alpha_2$  : 물체의 확산계수
- $K_1$  : 센서부의 열전도도
- $K_2$  : 물체의 열전도도
- $L_1$  : 센서부의 두께
- $L_2$  : 물체의 두께

그림 1. 접촉한 센서와 물체

- (a) 1차원 모형
- (b) 온도분포의 변화

Fig. 1. Contacting sensor and object.

- (a) One dimensional model.
- (b) Change of temperature distribution.

서와 물체는 평판과 반 무한 고체로 가정하고 경계면에서의 접촉 열저항은 무시할 수 있다고 가정한다. 이 경우는 복합매체의 과도 열전도 문제가 되고 열전도 방정식과 경계조건으로부터 미분방정식의 해를 구하면 다음 식과 같다<sup>[1-2]</sup>.

$$T_A(z, t) = SS_A + \sum_{n=1}^{\infty} A_n \sin(S_{nA} z) \exp(-S_{nA}^2 \alpha_1 t) \quad (0 < z < L_1) \quad (1)$$

$$T_B(z, t) = SS_B + \sum_{n=1}^{\infty} A_n C_n \sin(S_{nB}(L_1 + L_2 - z)) \exp(-S_{nB}^2 \alpha_2 t) \quad (L_1 < z < L_1 + L_2) \quad (2)$$

여기서  $SS_A$ 와  $SS_B$ 는 센서 A와 물체 B에 대한 정상 상태의 해이며  $A_n, C_n, S_{nA}, S_{nB}$ 는 경계조건에 의해 결정되는 값이다. 해는 시간에 대해 감소하는 경향을 갖는 진폭의 공간에 대한 정현함수의 급수로 표현된다. 또한 과도상태에서 이와 같은 복잡한 비선형 열전도 관계식을 해석하여 재질인식에 이용한다는 것이 어렵다는 것은 입증된 사실이다.

그림 1(b)로부터 정상상태에서 센서부의 온도  $T_S$ 를 유도하면 식 (3)과 같다.

$$T_S = T_H - \frac{(T_H - T_a)}{(L_1 + L_2 K_1 / K_2)} L_S \quad (3)$$

식 (3)에서 우변의 발열점  $T_H$ , 대기온도  $T_a$ , 센서부 두께  $L_1$ , 센서 위치  $L_S$ , 물체 두께  $L_2$ , 센서부 열전도도  $K_1$  등은 기지의 값이거나 측정에 의해 구해지므로 물체의 열전도도  $K_2$ 는 쉽게 구할 수 있다. 그러나 이렇게  $K_2$ 를 구하여 미지의 물체를 구별할 수 있는 방법은 이론적으로는 가능할지라도 열적 평형상태인 정상상태에 도달할 때까지 소요되는 시간은 물체에 따라 다르며 단열성이 강한 물체에서는 장시간을 요하므로 실용화하는데 문제가 있다.

### 3. 지수함수에 의한 온도응답곡선의 근사화

능동센서의 물체와의 접촉에 의해 측정된 전체 온도 응답곡선은 크게 과도상태와 정상상태로 나누어진다. 그러나 온도응답곡선이 정상상태에 이르기까지는 많은 시간을 요하므로 실용적인 측면에서 과도상태의 온도 응답곡선의 해석이 요구되는데, 앞에서 언급하였듯이 과도상태에 있어서의 수학적 해석은 식 (1), (2)와 같은 복잡한 비선형 방정식의 열전도 해석을 필요로 한다. 따라서 온도응답곡선의 과도상태에서 곡선의 특징을 추출하여 그것을 퍼지신경망에 학습시키므로써 이 문제를 해결한다.

측정된 온도응답곡선은 그림 2의 점선과 같이 시간에 따라 온도가 지수적으로 감소하는 성향을 가지고 있다. 그러나 실측된 온도응답곡선은 측정과정에서의 잡음성분을 가지고 있고 취득된 데이터 양이 방대하므로 이 데이터를 그대로 본 연구에 적용하기에는 문제가

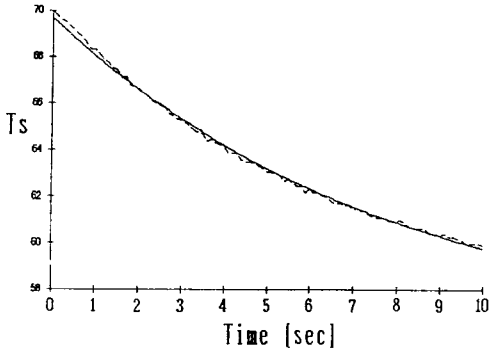


그림 2. 온도응답곡선과 근사곡선

실선 : 측정된 온도응답곡선

점선 : 근사된 지수함수의 곡선

Fig. 2. Temperature response curve and approximation.

Dotted line : measured temperature response.

Solid line : approximated exponential curve.

있다. 따라서 지수적으로 감소하는 온도응답곡선을 지수함수로 근사화하고 근사화된 지수함수의 계수와 지수를 퍼지신경망의 입력변수로 이용하므로써 이러한 문제를 해결한다. 지수적으로 변화하는 온도응답곡선은 다음과 같은 지수함수로 나타낼 수 있다.

$$T_s = C e^{Et} \quad (4)$$

이 함수의 계수와 지수를 구하기위해 식 (4)의 양변에 자연로그를 취하여 직선의 함수

$$\ln T_s = \ln C + Et \quad (5)$$

로 만든 후 최소자승법을 사용하여 식 (5)를 1차 함수로 근사화시키므로써 계수(C)와 지수(E)를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$C = \exp \left( \frac{n \sum_{i=1}^n t_i (\ln T_s)_i - \sum_{i=1}^n t_i \sum_{i=1}^n (\ln T_s)_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n t_i \right)^2} \right) \quad (6)$$

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n t_i^2 \sum_{i=1}^n (\ln T_s)_i - \sum_{i=1}^n t_i (\ln T_s)_i \sum_{i=1}^n t_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n t_i \right)^2} \quad (7)$$

여기서  $n$ 은 취득된 데이터 수이고  $t_i$ 는 데이터 측정시

간이다. 따라서, 식 (6)과 (7)에 의하여 최종적으로 근사화된 지수함수는 그림 2의 실선과 같고,

$$T_s = \exp \left( \frac{n \sum_{i=1}^n t_i (\ln T_s)_i - \sum_{i=1}^n t_i \sum_{i=1}^n (\ln T_s)_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n t_i \right)^2} \right) \exp \left( \frac{\sum_{i=1}^n t_i^2 \sum_{i=1}^n (\ln T_s)_i - \sum_{i=1}^n t_i (\ln T_s)_i \sum_{i=1}^n t_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n t_i \right)^2} \right) t \quad (8)$$

로 나타낼 수 있다.

## 4. 열전도도 추론 시스템

### 4.1 열전도도 추론 시스템의 구성

재질인식을 위한 열전도도 추론 시스템의 전체 구성도는 그림 3과 같다. 먼저 대기온도( $T_a$ ), 발열부 온도( $T_H$ )를 포함하여 센서점의 온도( $T_s$ )로부터 물체의 온도응답곡선을 측정한다. 측정된 온도응답곡선을 지수함수로 근사화하고 이 함수의 계수(C), 지수(E)와 대기온도를 입력으로 하는 퍼지신경망에 의해 열전도도를 추론한다. 이렇게 추론된 열전도도에 의해서 재질을 판단한다.

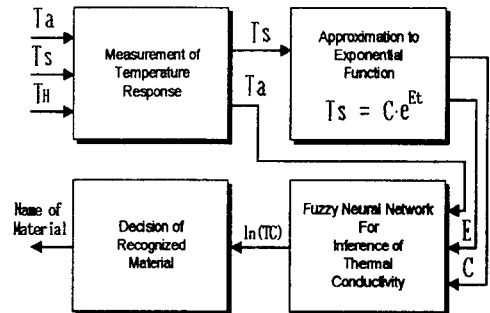


그림 3. 열전도도 추론 시스템 구성도

Fig. 3. System structure for inference of thermal conductivity.

### 4.2 열전도도 추론을 위한 퍼지신경망

#### 4.2.1 사용된 퍼지신경망의 특징

퍼지논리의 인간이 이해하기 쉽다는 장점과 신경회

로망의 학습가능하다는 장점을 이용하여 구성된 퍼지 신경망은 퍼지 알고리즘이 수행될 수 있는 신경망을 학습시켜 열전도도를 추론할 수 있다. 본 연구에서는 퍼지논리의 추론방법을 신경회로망 구조를 이용하여 구성하고 역전파 학습알고리즘에 따라 멤버쉽함수 및 각종 파라미터를 자동으로 동조하기 위한 퍼지신경망을 이용한다. 사용되는 퍼지모델은 하이브리드형 퍼지 모델로써 추론규칙의 결론부를 선형방정식으로 구성하고, 전제부 멤버쉽함수와 결론부 파라미터의 결정은 다층 신경망을 이용하여 구현한다. 이때 하이브리드 퍼지 모델의 결론부 선형방정식의 계수는 신경망의 가중치로 표현되며 오차 역전파 학습 알고리즘에 의해 자동 동조된다. 퍼지신경망의 한 가지 규칙을 표현하면 그림 4와 같이 다층신경망을 이용하여 전제부와 결론부, 추론부로 구성된다. 또한 입력공간의 분할에서 종래의 방법은 격자형태의 일괄적인 분할을 행하여 비선형시스템에 유연하게 적용되기 어려우나, 여기서는 FCM (fuzzy C-means) 클러스터링 알고리즘<sup>[4-5]</sup>을 이용하여 데이터의 특성에 따라 분할된 클러스터에만 규칙을 생성하여 최적의 규칙수를 추출하였다.

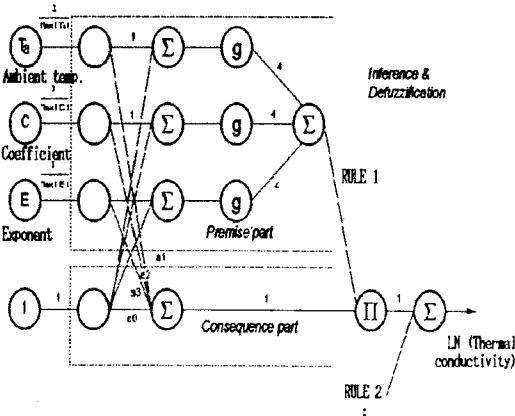


그림 4. 한가지 규칙에 대한 퍼지신경망 열전도도 추론기

Fig. 4. FNN inference system of thermal conductivity for a rule.

그림 4에서 보면 입력은 모두 3개로 대기온도( $T_a$ ), 근사화된 지수함수의 계수( $C$ ), 지수( $E$ )이고 출력은 열전도도에 상응하는 값이다. 이 출력은 열전도도에 자연 로그를 취한 값인데 이것은 물체의 열전도도가 각각 지수적인 분포를 갖기 때문이다. 역전파 학습 알고리즘

에 의해 학습된 퍼지신경망은 임의의 대기온도에 있어서 물체의 열전도도를 추론할 수 있게 된다.

#### 4.2.2 퍼지신경망의 구성

그림 4에서 (A)층은 입력층, (G)는 출력층이며 나머지 층은 중간층에 해당한다. 그리고 각 층들 사이를 서로 연결하고 있는 연결 가중치는 퍼지규칙의 특성을 나타내는 값이다. 먼저 (A)층에 입력되는 값들인 대기온도( $T_a$ ), 계수( $C$ ), 지수( $E$ )는 -1과 1사이의 값으로 정규화되는데, (A)층과 (B)층을 연결하는  $w_{BA}$ 가 각 입력들의 최대값의 절대치 역수이다. 따라서 정규화된 입력  $T_a^*$ ,  $C^*$ ,  $E^*$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$T_a^* = w_{BA} T_a \tag{9}$$

$$C^* = w_{BA} C \tag{10}$$

$$E^* = w_{BA} E \tag{11}$$

중간층에서 ( $C_p$ ), ( $D$ ), ( $E$ )층은 전제부를 나타내므로 이들 층과 연결되는  $w_{CpB}$ ,  $w_{DCp}$ 는 전제부의 멤버쉽함수를 구성하는 파라미터이고, ( $C_c$ )층과 연결된  $w_{CCB}$ 는 결론부 선형방정식의 계수를 나타내는 파라미터이다.

여기에서 ( $C_p$ ), ( $C_c$ ), ( $G$ )층에  $\Sigma$ 기호가 표시된 뉴런은 입력치들의 합을 나타내는 뉴런이고, ( $E$ )와 ( $F$ )층의  $\Pi$ 기호가 표시된 것은 입력치들의 곱을 나타내는 뉴런이다.

다음은 전제부 멤버쉽함수에 관해서 설명한다. ( $D$ )층의 뉴런의 출력은 시그모이드(sigmoid)함수

$$f(x) = \left( \frac{1}{1 + e^{-x}} \right) \tag{12}$$

단,  $x$ : 뉴런의 입력

를 미분한 함수로서  $x$ 를 ( $D$ )층의 입력으로 가정하고 이를 식 (9), (10), (11)의 정규화된 입력의 식으로 나타내면 중형 멤버쉽함수인  $g_1, g_2, g_3$ 로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} g_1(T_a^*) &= f'(T_a^*) \\ &= \left( \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{w_{CpB}}(T_a^* - w_{CpB})}} \right) \left( 1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{w_{CpB}}(T_a^* - w_{CpB})}} \right) \end{aligned} \tag{13}$$

$$g_2(C^*) = f''(C^*)$$

$$= \left( \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{w_{DCP}}(C^* - w_{CDB})}} \right) \left( 1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{w_{DCP}}(C^* - w_{CDB})}} \right)$$
(14)

$$g_3(E^*) = f''(E^*)$$

$$= \left( \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{w_{DCP}}(E^* - w_{CDB})}} \right) \left( 1 - \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{w_{DCP}}(E^* - w_{CDB})}} \right)$$
(15)

위 식에서  $w_{CpB}$ 와  $w_{DCp}$ 값은 시그모이드 함수의 중심과 기울기를 결정하는 값이다. (D)층의 출력은 식 (13), (14), (15)에 따라 종형 멤버십함수 값이 출력되나 그 크기가 0에서 0.25까지의 범위를 나타내므로 전제부 멤버십함수로 사용하기 위해  $w_{ED} = 4$ 로 정하여 멤버십함수의 최대치가 1이 되도록 정규화한다. 이렇게 각 입력층에 입력된 변수는 중간층을 거치는 과정에서 퍼지화되므로 (E)층에서 퍼지화된 입력값들을 각각 곱하면  $i$ 번째 규칙의 적합도  $w^i$ 는 다음 식과 같이 정리된다.

$$w^i = 4(g_1 + g_2 + g_3)$$
(16)

하이브리드 퍼지모델의 결론부 선형방정식을 구성하는 신경망은 그림 4에서 정규화된 (B)층 뉴런과 (C)층을 연결하면, 연결 가중치  $w_{CdB}$ 값들이 각 규칙에 있어서 결론부 선형방정식의 계수  $a^i$ 를 나타낸다. 따라서 (C)층 뉴런의 출력은  $i$ 번째 규칙의 결론부 선형 방정식과 같은 결과로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y^i = a_0^i + a_1^i T_a^* + a_2^i C^* + a_3^i E^*$$
(17)

(F)층에서는 퍼지화된 전제부의 적합도에 따라 결론부 선형방정식의 출력  $y^i$ 의 추론과정을 실행하는 부분으로 적합도  $w^i$ 와 출력  $y^i$ 를 곱한다.  $w_{GF}$ 는 식 (18)으로 (E)층에서 계산된 모든  $w^i$ 를 합한 값의 역수로 계산되어 각 규칙마다 (F)층의 추론값과  $w_{GF}$ 를 곱하여 (G)층에 입력된다.

$$w_{GF} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n w^k}$$
(18)

$$y^{i*} = \frac{w^i y^i}{\sum_{k=1}^n w^k}$$
(19)

이와 같이  $i$ 번째 규칙에서 계산된 출력  $y^{i*}$ 를 모든 규칙에 확장하면 퍼지제어기의 비퍼지화 과정을 행한

것과 같다. 그러나 출력치  $y^*$ 는 정규화된 입력으로부터 산출되는 값으로 출력변수에 알맞도록 하기위해 역으로 정규화를 실행한다.

$$y^* = \sum_{i=1}^n y^{i*}$$
(20)

퍼지신경망의 학습과정으로, 신경망을 구성하고 있는 연결 가중치들은 전제부 멤버십함수의 모양을 결정하거나 결론부 선형방정식의 계수들을 나타내므로 올바르게 조정되어야 정확한 출력을 얻을 수 있다. 그러므로 다층신경회로망의 역전파 학습(back propagation) 알고리즘을 이용하여 연결 가중치가 부적합하다면 에러의 변화분에 대한 조정값을 각 층에 역전파시켜 조정시키므로써 정확한 값이 되도록 반복 동정한다.

역전파 학습 알고리즘에 따른 파라미터 동정은 결론부 파라미터 동정과 전제부 파라미터 동정으로 나누어 실행되는데, 결론부 동정에서는  $w_{CdB}$ 를 학습시켜 결론부

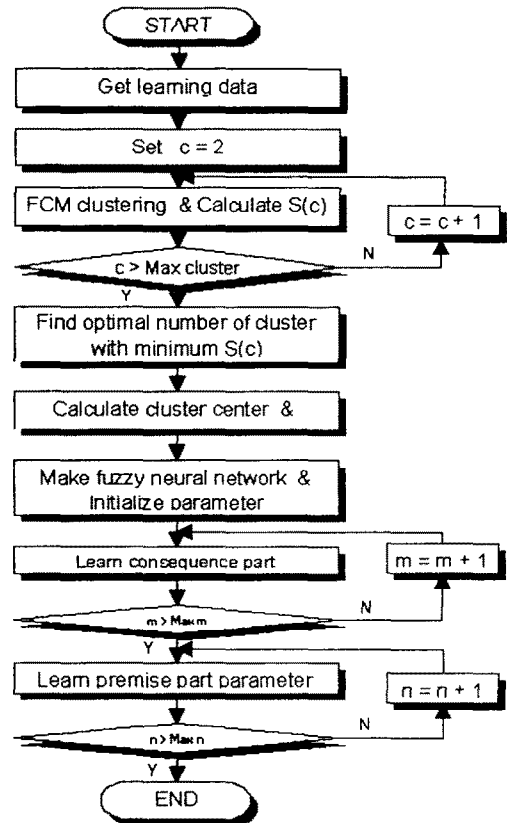


그림 5. 퍼지신경망 알고리즘의 순서도  
Fig. 5. Flowchart of FNN algorithm.

선형방정식의 모든 계수  $a_0, a_1, a_2, a_3$ 를 동정하고 전체 부 동정에서는 멤버쉽함수의 기울기와 중심을 결정하는  $w_{CPB}$ 와  $w_{DCP}$ 를 동정한다.

그림 5는 열전도도 추론을 위한 퍼지신경망의 구성 절차를 순서도로 표현한 것이다.

### 5. 하드웨어 인터페이스 구성

#### 5.1 재질인식용 능동센서

센서의 상세한 구조는 그림 6과 같다. 손가락의 혈액과 같은 기능으로 항상 일정 온도를 유지하게 하는 열원과 열전도도가 비교적 좋은 실리콘 고무를 접착시켜 이것이 손가락의 표피에 해당하게 하고, 사람의 신경과 같이 물체와 접촉시 고무 내부의 온도변화를 측정할 수 있도록 고무 속에 더미스터를 투입하였다.

센서는 발열부와 측온부로 구성되어 있는데 발열부의

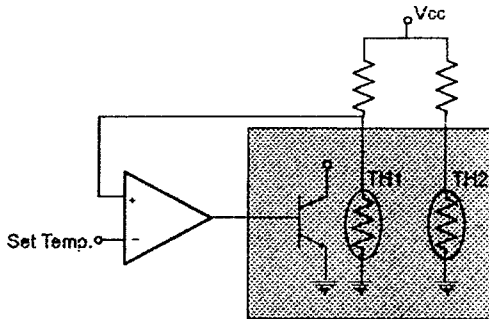


그림 6. 센서의 구조

Fig. 6. Structure of the sensor.

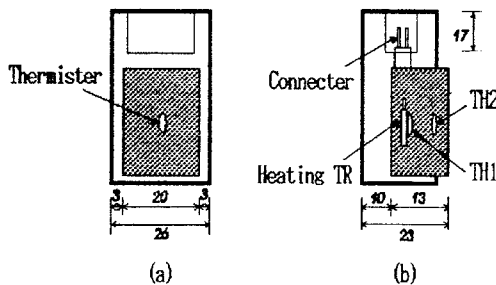


그림 7. 센서의 모양과 크기

(a) 정면도 (b) 측면도

Fig. 7. Shape and size of the sensor.

(a) Front view. (b) Side view.

열원으로 파워 트랜지스터를 사용하여 발열 작용을 하도록 하였고 일정 온도를 유지시키기 위해 트랜지스터의 표면에 더미스터(TH1)를 부착시켜 발열부 온도를 감지하며 케환루프를 형성하므로써 설정된 온도값을 안정하게 유지하도록 하였다. 측온부는 손가락의 표피와 신경에 해당되는 열전도성이 좋은 부분이므로 발열 트랜지스터에 13[mm] 두께의 실리콘을 부착하고 그 표면에서 3[mm] 들어간 위치에 또 하나의 더미스터(TH2)를 투입시켜 이 지점에서 열 흐름을 감지할 수 있도록 하였다. 그림 7은 실제 센서의 모양과 크기이다.

센서에 사용된 더미스터는 PBS시리즈로서 300℃까지의 온도에서 사용할 수 있는 칩형 더미스터 소자를 사용한 것이다.

#### 5.2 하드웨어 인터페이스 구성

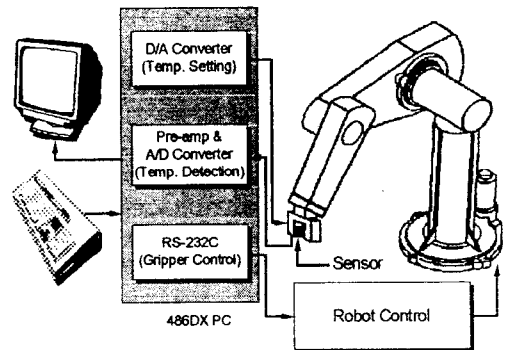


그림 8. 시스템 블럭도

Fig. 8. Block diagram of the system.

컴퓨터를 이용하여 센서의 열전도 상태를 계측할 수 있는 인터페이스 회로를 설계하고 구성하였다.

로봇 팔에 부착된 센서와 PC가 연결되어 항온 온도를 PC의 D/A Converter를 통해 설정할 수 있게 하였고, 항온부의 온도는 물론 대기온도와 측온부의 온도 값을 PC의 A/D Converter를 통해 계측할 수 있게 하였다. 로봇트는 Mark III 로봇트 컨트롤러와 연결되고 로봇트 컨트롤러는 PC와 RS-232C 케이블로 연결되어 PC로 로봇트팔의 그립(grip)을 조정할 수 있게 하였다. 여기서 사용한 PC는 486DX2-66으로서 A/D 보드와 D/A 보드를 통해 센서의 데이터 값을 계측, 분석할 수 있게 하였다. 전체 시스템 블럭도는 그림 8과 같다.

## 6. 실험

### 6.1 온도응답곡선의 지수함수로의 근사화

실험에서 사용한 재료는 3가지로 알루미늄, 유리, 목재이다. 크기는 가로, 세로, 두께가 각각 65[mm], 35[mm], 5[mm]로 동일한 형태를 사용하였다. 본 논문에서는 접촉센서에 의한 재질인식이 가능함을 보이기 위해 알루미늄, 유리, 목재의 기본적인 재질에 대한 결과만을 논하겠다. 이 세 가지 재질에 대해서 온도응답곡선을 측정하면 공통적으로 센서와 접촉 후 온도가 지수적으로 급격히 단조감소하다가 잠시동안 열적 평형상태를 유지한다. 이 구간을 1차 과도상태라고 할 수 있는데 1차 과도상태를 지나면 시간이 지남에 따라 온도가 증가하여 다시 일정온도를 유지하게 되고 완전한 열적 평형상태에 이르게 된다. 1차 과도구간을 지나 완전한 열적 평형상태에 이르기전까지의 구간을 2차 과도상태라고 할 수 있다. 앞에서 언급하였듯이 물체의 온도응답곡선을 측정하여 정상상태 즉 최종적인 열적 평형상태에 이르기까지는 많은 시간을 요하고 이를 분석해서 이용하는 데는 실용적인 문제가 있다. 따라서 지수적으로 감소하는 1차 과도상태를 분석하여 이를 재질인식에 이용하면 빠른 재질인식이 가능하다. 그러나 측정된 온도응답 데이터는 측정 중에 발생한 잡음성 데이터를 포함하고 있고 그 데이터의 양이 방대하므로 측정된 온도응답 데이터를 그대로 이용하는 데는 문제가 있다. 따라서 지수적으로 감소하는 온도응답 데이터를 최소자승법을 이용하여 지수함수로 근사화하고 근사화된 지수함수의 계수, 지수 그리고 그 때의 대기온도를 이용한다.

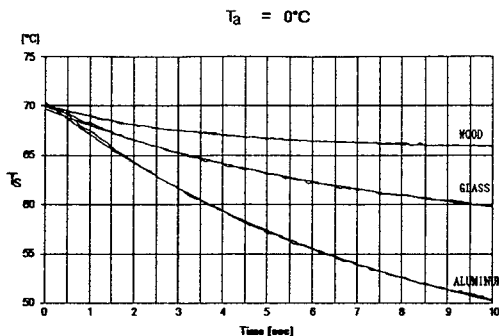


그림 9. 온도응답곡선과 근사화된 곡선(0°C)

Fig. 9. Temp. response curves and approximated curves at 0°C.

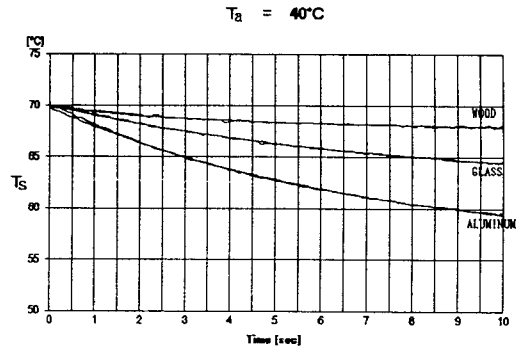


그림 10. 온도응답곡선과 근사화된 곡선(40°C)

Fig. 10. Temp. response curves and approximated curves at 40°C.

3가지 재질에 대해서 대기온도 0°C에서 40°C까지 5°C간격으로 각각의 온도응답곡선을 측정하고 이 곡선을 지수함수로 근사화시켰다. 그림 9와 10은 각 재질에 대해서 대기온도 0°C와 40°C에서 10초 동안 측정된 온도응답곡선과 근사화된 지수함수의 곡선을 나타내고 있다. 실선이 실측 데이터이고 점선이 근사화된 지수함수의 곡선인데 실 데이터의 곡선이 근사화된 지수함수의 곡선과 잘 일치함을 알 수 있다.

### 6.2 학습데이터

0°C에서 40°C까지의 대기온도에서 5°C간격으로 측정된 온도응답곡선의 데이터를 지수함수로 근사화하고 그 지수함수의 계수와 지수 그리고 대기온도를 퍼지신경망의 입력 데이터로 하고 물체의 열전도도를 출력 데이터로 하여 퍼지신경망을 학습하였다. 그림 11은 알루미늄, 유리, 목재에 대한 퍼지신경망의 학습데이터의 분포를 나타낸 것이다. 그림에서 출력은 열전도도에 자연로그를 취한 후 정규화한 값인데 이것은 비금속과 금속재료의 열전도도의 값이 지수적으로 변화하기 때문이다. 그림 11에서 보면 실측된 데이터의 분포는 복잡한 관계가 있다는 것을 알 수 있다. 따라서 이를 선형식으로 표현할 경우 그 오차가 클 것은 당연하다. 또한 재질의 수가 증가할 수록 관계식의 가지수는 증가하므로 열전도도(K)와 C, E, T<sub>a</sub>의 관계를 쉽게 도출해내기 위해 퍼지신경망을 이용하였다. 퍼지신경망은 두 단계의 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습이 되는데 먼저 결론부 파라미터가 동정이 되고 다음으로 전체부의 멤버쉽함수가 동정이 된다.



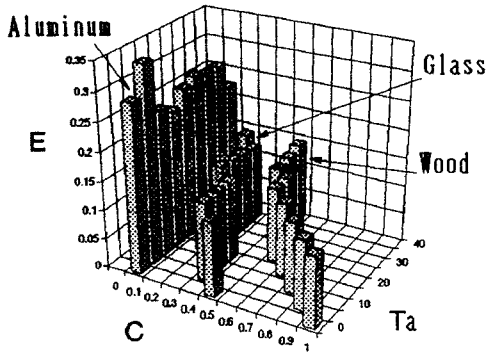


그림 11. 학습데이터의 3차원 그래프  
Fig. 11. Three dimensional view of the learning data.

이렇게 학습된 퍼지신경망은 접촉된 물체의 열전도도를 추론하고 추론된 열전도도에 의하여 재질인식이 가능하게 된다.

7. 결과 및 고찰

학습된 퍼지신경망으로 열전도도를 추론한 결과를 표 1에 나타내었다. 기대출력은 열전도도에 자연로그를 취한 후 정규화한 값으로 퍼지신경망에 학습된 데이터이다. 실제출력은 학습된 퍼지신경망에서 추론된 열전도도이다. 기대출력과 실제출력의 차이인 오차는 표 1과 같이 모두 0에 가까운 값으로 나타나 있다. 이것은 3가지 물체의 재질을 식별하는 데는 전혀 문제가 되지 않는 값이다. 또한 표에서 3°C는 학습되지 않은 대기온도인데 기대출력과 실제출력을 비교해보면 학습된 대기온도에서와 마찬가지로 오차가 매우 작음을 알 수 있다. 따라서 측정된 온도응답곡선으로부터 근사된 지수함수의 계수, 지수를 입력으로 이용해 학습된 퍼지신경망은 학습된 대기온도에서 뿐만 아니라 학습되지 않은 대기온도하에서도 열전도도의 추론이 가능하며 대기온도 변화에 관계없이 임의의 대기온도하에서의 재질인식이 가능하였다.

그림 12는 본 연구에서의 온라인 측정과 실험을 위해 개발된 윈도우즈용 소프트웨어의 실행화면이다. 이 경우는 대기온도 18°C에서 알루미늄을 인식한 결과를 보여준다. 측정된 온도응답곡선과 근사화된 지수함수의 곡선, 대기온도, 발열부의 온도를 보여주며 기대 출력, 추론된 열전도도는 물론 최종적으로 인식한 재질의 이

름을 보여준다.

표 1. 실험결과

Table 1 Experimental Results

대기온도	재 료	기대 출력	실제 출력	오 차
40 °C	알루미늄	1	0.928651	0.071349
	유 리	0.378825	0.401569	-0.02274
	목 재	0	0.005410	-0.00541
20 °C	알루미늄	1	0.997034	0.002966
	유 리	0.378825	0.435298	-0.05647
	목 재	0	-0.08255	0.082547
3 °C	알루미늄	1	0.905989	0.094011
	유 리	0.378825	0.457008	-0.07818
	목 재	0	-0.13489	0.134890

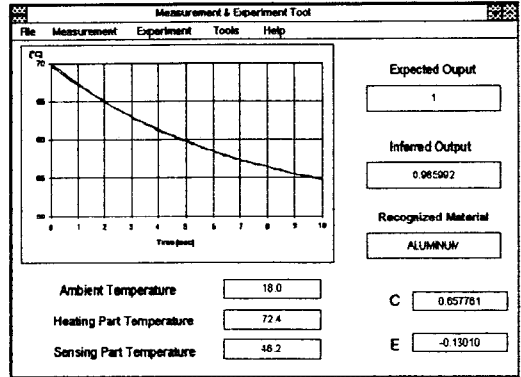


그림 12. 재질인식을 위한 온라인 소프트웨어  
Fig. 12. On-line software for the recognition.

8. 결 론

본 논문에서는 과도상태에서의 열전도 현상을 측정하는 센서를 제작하였고, 물체의 온도응답곡선을 측정하고 이를 지수함수로 근사화시키고 퍼지신경망을 이용하여 대기온도의 변화에 무관하게 재질인식이 가능한 시스템에 대해 연구하였다. 실험 결과에서 보았듯이 온도응답곡선을 지수함수로 근사화시키므로써 측정중의 잡음성분 제거는 물론 물체의 열전도 특성을 그대로 반영할 수 있었으며 퍼지신경망을 이용하므로써 대기온도가 변화함에 따라서 발생하는 문제를 해결하였고 열전도 특성의 복잡한 수학적 해석을 피할 수 있었다. 학습된 퍼지신경망은 재질의 열전도도를 추론할 수 있고 추론된 열전도도를 이용하여 접촉된 물체의 재질인식이 가능하였다. 또한 온도특성의 온라인 측정과 실험을 위해 센서와 인터페이스 하드웨어, 윈도우즈용 소

프트웨어를 개발하였다.

※ 이 논문은 1994년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음.

참 고 문 헌

[1] R.A.Russell & F.J.Paoloni, "A Robot Sensor Measuring Thermal Properties of Gripped Object," *IEEE Trans. Inst. Meas.*, Vol. IM-34, No3, Sep., pp.458-460, 1985.

[2] Y.C.Lim, J.K.Park, K.Y.Cho, E.S.Kim, T.G.Kim, I.G.Kim, "Performance Improvement of Material Recognition Sensor Using Cubic Spline Interpolation," *Conference Proceeding IMTC '94*, pp. 328-331, 1994.

[3] G.H.Lee, Y.C.Lim, I.G.Kim, K.Y.Cho, "The Study on Reasoning and Learning of Fuzzy Rules using Neural Networks," *Journal of The Korean Institute of Communication*, Vol. 18, No. 2, pp. 231-238, 1993.

[4] W.T.Tucker, "Counterexamples to the Convergence Theorem for Fuzzy C-Means Clustering Algorithms," *Analysis of Fuzzy Information*, Vol-III, CRC Press, pp.109-122, 1987.

[5] X.L.Xie & G.Beni, "A Validity Measure for Fuzzy Clustering," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.13, No.8, 1991.

著 者 紹 介



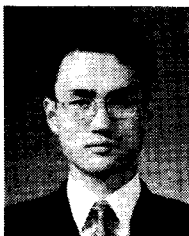
任永微

1953년 4월 23일생, 1975년 전남대 전기공학과 졸업(공학사), 1977년 고려대 전기공학과 석사과정 졸업(공학석사), 1990년 고려대 전기공학과 박사과정 졸업(공학박사), 현재 전남대학교 전기공학과 교수, 주관심분야 : 지능형 계측 제어



魏昔普

1968년 12월 20일생, 1993년 전남대 전기공학과 졸업(공학사), 현재 전남대 전기공학과 석사과정 재학 중, 주관심분야 : 열전도센서개발, 퍼지신경망



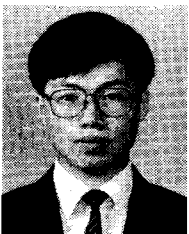
朴進奎

1971년 12월 16일생, 1994년 전남대 전기공학과 졸업(공학사), 현재 전남대 전기공학과 석사과정 재학 중



朴珍修

1970년 5월 8일생, 1994년 목포대 컴퓨터공학과 졸업(공학사), 현재 전남대 전기공학과 석사과정 재학 중, 주관심분야 : 영상처리



柳泳材

1968년 1월 9일생, 1991년 전남대 전기공학과 졸업(공학사), 1993년 전남대 전기공학과 석사과정 졸업(공학석사), 현재 전남대 전기공학과 박사과정 재학 중, 주관심분야 : 지능형 제어 및 계측