

논문 2000-9-6-06

뉴로퍼지추론을 이용한 재질온도응답 분류시스템의 개발 유영재

Development of Classification System for Material Temperature Responses Using Neuro-Fuzzy Inference

Young-Jae Ryoo

요 약

본 논문에서는 곡선근사법과 뉴로퍼지 시스템의 열전도도 추론을 이용하여 대기온도의 변화에 관계없이 재질의 온도응답을 분류하기 위한 시스템을 제안한다. 재질의 온도응답은 정상상태에 도달하는데 장시간이 소요되며, 과도상태에서는 잡음을 포함하고 있기 때문에 실용화하는데 문제점이 있다. 제안하는 방법은 온도응답곡선의 과도상태만을 곡선근사법에 의해 지수함수화함으로써 단시간에 계측이 가능하고 측정중의 잡음을 없앨 수 있다. 뉴로퍼지 추론을 이용하여 임의의 대기온도 하에서 재질의 열전도도를 추론함으로써 열전도 특성의 복잡한 성질을 수학적으로 해석해야하는 문제점을 극복하였다. 이를 위해 인간의 손가락과 유사한 구조의 재질 온도 응답센서를 제작하고, 하드웨어를 구현하였으며, 곡선근사화와 뉴로퍼지 알고리즘에 의한 분류 소프트웨어를 개발하였다.

Abstract

This paper describes a practical system to classify material temperature responses by composition of curve fitting and neuro-fuzzy inference. There are problems with a classification system which utilizes temperature responses. It requires too much time to approach the steady state of temperature response and it has to be filtered to remove the noise which occurs in experiments. Thus, this paper proposes a practical method using curve fitting only for transient state to remove the above problems of time and noise. Using the neuro-fuzzy system, the thermal conductivity of the material can be inferred on various ambient temperatures. So the material can be classified via its inferred thermal conductivity. To realize the system, we designed a contact sensor which has a similar structure with human finger, implemented a hardware system, and developed a classification software of curve fitting and neuro-fuzzy algorithm.

Keywords : Material classification, temperature response, curve fitting, neuro-fuzzy system

1. 서 론

로봇에 이용되는 센서는 감지방법과 기능에 따라 여

러 종류로 분류될 수 있는데, 인간의 5가지 감각 중 시각, 청각, 촉각에 해당하는 물리량 센서와 후각, 미각에 대응하는 화학량 센서로 나누어진다. 이들 중 촉각센서를 감지 방법에 따라 나누면 크게 내부센서와 외부센서로 분류되고 외부센서는 접촉센서와 비접촉센서로 나누어진다¹⁾⁻⁴⁾. 접촉센서는 로봇에 이용하는 여러가지

목포대학교 제어계측공학과 (Department of Electrical Engineering, Mokpo National University)

<접수일자 : 2000년 5월 25일>

센서 중 측정하고자 하는 물체에 직접 접촉시키므로 피측정체 측정의 특성이 용이하고 해석하기 쉽다는 장점을 가지고 있다. 그러나 대부분의 접촉센서는 주로 힘 또는 압력을 감지하거나 물체의 형태를 구별하기 위한 연구가 수행되어 왔지만 물체의 재질이나 성분을 분류하기 위한 센서에 대해서는 그 연구가 미진한 현실이다.

물체의 재질을 식별하기 위한 초보적인 연구로써 1985년 Russell과 Paoloni는 복합매질의 열전도 특성을 이용하여 물체의 재질을 구별할 수 있는 센서를 고안하였고, 복합매질에서 열전도 관계식을 이용하여 정상상태에 있어서 열전도도와 열확산 계수를 구함으로써 물체를 분류할 수 있는 가능성을 제안하였다^[6]. 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^[7]. 이 방법은 매우 빨리 물체를 식별할 수 있으나 대기온도의 변화와 피측정체 종류의 증가에 따라 많은 데이터 베이스 공간을 요구하고 데이터베이스에 없는 대기온도의 경우에 있어서의 재질분류를 위해서는 보간법이 필요하다. 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 추론을 적용함으로써 이와 같은 문제를 해결한다. 온도응답곡선을 지수함수로 근사화하면 측정중의 잡음 성분에 의한 오차를 없앨 수 있을 뿐만 아니라 측정된 모든 온도응답 데이터에 의한 물체의 열전도 특성을 근사화된 지수함수의 계수와 지수로 간단하게 표현할 수 있다. 그리고 몇 개의 선정된 대기온도에 따라 온도응답곡선을 측정하여 지수함수로 근사화하고 이 함수의 계수, 지수와 그때의 대기온도 그리고 열전도도를 이용하여 뉴로퍼지 시스템을 학습시킨다^[8].

재질분류를 위한 온도응답 분류시스템의 전체 구성도는 그림 1과 같다. 먼저 대기온도(T_a), 발열부 온도

(T_H)를 포함하여 센서 점의 온도(T_s)로부터 물체의 온도응답곡선을 측정한다. 측정된 온도응답곡선을 지수함수로 근사화하고 이 함수의 계수(C), 지수(E)와 대기온도를 입력으로 하는 뉴로퍼지 시스템에 의해 열전도도(TC)를 추론한다. 이렇게 추론된 열전도도에 의해서 재질의 분류가 가능하게 된다.

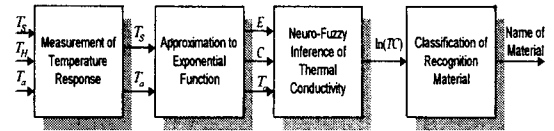


그림 1. 재질 온도응답 분류시스템.

Fig. 1. Classification system of material temperature response.

제안한 뉴로퍼지 시스템을 이용한 방법은 물체의 열전도 특성의 복잡한 수학적 해석이 필요 없으며 대기온도의 변화에 관계없이 임의의 대기온도에서 재질분류가 가능하다. 더불어 분류하고자 하는 재질의 수를 확장하는 것도 용이하다. 뉴로퍼지 시스템의 구조 자체는 복잡하지만 Windows용 프로그램을 개발하여 사용자가 쉽게 이용할 수 있게 하였다.

2. 재질 온도응답 센서

2.1 센서의 기본원리

재질 온도응답 센서는 인간의 감각기능을 이용한 면 접촉 온도센서로 사람의 손가락과 유사한 구조로 되어 있다. 즉, 손가락의 내부에는 36.5°C의 일정온도를 유지시키는 혈액이 흐르고 표피 가까운 위치에는 신경세포가 분포한다. 대기 중에 있는 물체로 열이 전달되는 정도가 물체의 열전도 특성에 따라 다르기 때문이며 신경세포에서는 이 현상을 시간에 대한 온도변화의 차이로 분류하게 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 분류할 수 있을 것이다. 이와 같은 구조를 갖는 센서를 물체와 접촉시켰을 때의 1차원 모델은 그림 2와 같다.

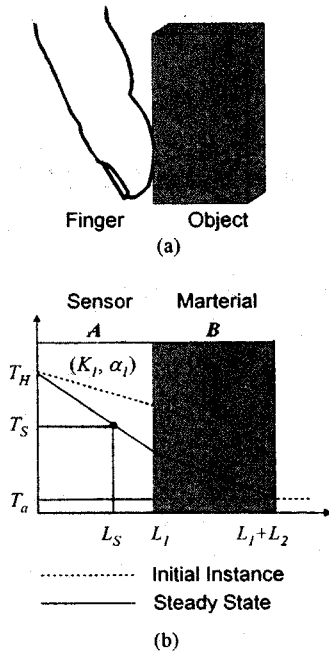


그림 2. 센서의 1차원 모델.
Fig. 2. One-dimensional model of sensor.

열전도도가 각각 K_1, K_2 이고 확산계수가 α_1, α_2 인 센서 A와 물체 B를 접촉시킬 때 A의 온도가 B보다 높다면 A의 열이 B로 전달되어 열적 평형상태가 될 때까지 열전도는 계속된다.

2.2 과도상태와 정상상태의 열전도 관계식

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

과도상태의 열전도의 경우 그림 2와 같이 센서와 물체는 평판과 반 무한고체로 가정하고 경계면에서 접촉 열저항은 무시할 수 있다고 가정한다. 이 경우는 복합 매체의 과도 열전도 문제가 되고 열전도 방정식과 경계조건으로부터 미분방정식의 해를 구하면 다음과 같다.

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

단, $0 < z < L_1$

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

단, $L_1 < z < L_1 + L_2$

여기서 SS_A 와 SS_B 는 센서 A와 물체 B에 대한 정상상태의 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. 따라서 과도상태에서 이와 같은 복잡한 비선형 열전도 관계식을 해석하여 재질분류에 이용하는 것은 매우 어렵다.

그림 2로부터 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 , 센서의 위치 L_s , 센서부 열전도도 K_1 등은 기지의 값이거나 측정에 의해 구해지므로 물체의 열전도 K_2 는 쉽게 구할 수 있다. 그러나 이렇게 K_2 를 구하여 미지의 물체를 구별할 수 있는 방법이 이론적으로는 가능할지라도 열적 평행상태인 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 온도응답곡선은 크게 과도상태와 정상상태로 나누어진다. 그림 3과 같이 재질 온도응답곡선은 센서와 접촉 후 온도가 지수적으로 급격히 단조 감소하다가 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 평행상태에 이르기 전까지의 구간을 2차 과도상태라고 할 수 있다. 이와같이 물체의 온도응답곡선을 측정하여 정상상태, 즉 최종적인 열적

평형상태에 이르기까지는 많은 시간을 요하고 이를 분석해서 이용하는 데는 실용적인 문제가 있다. 따라서 지수적으로 급격히 감소하는 1차 과도상태를 분석하여 이를 재질분류에 이용하면 빠른 재질분류가 가능하다.

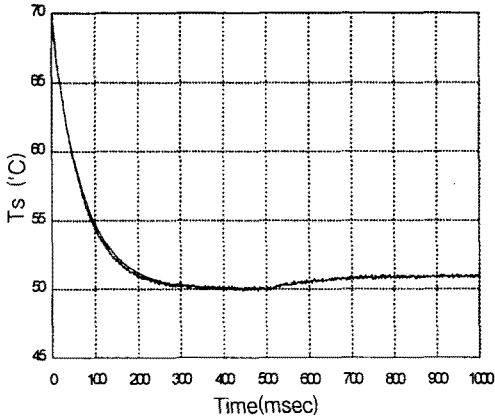


그림 3. 온도응답곡선.
Fig. 3. Temperature response curve.

측정된 온도응답곡선은 그림 3과 같이 시간에 따라 온도가 지수적으로 감소하는 성향을 가지고 있다. 실측된 온도응답곡선은 측정과정에서의 잡음성분을 가지고 있고 취득된 데이터의 양이 방대하므로 이 데이터를 분류 시스템에 직접 적용하기에는 문제가 있다. 따라서, 지수적으로 감소하는 온도응답곡선을 지수함수로 근사화하고 근사화된 지수함수의 계수와 지수를 뉴로퍼지 시스템의 입력변수로 이용함으로써 이러한 문제를 해결할 수 있다. 지수적으로 변화하는 온도응답곡선은 지수함수로 나타낼 수 있다. 지수함수의 계수(C)와 지수(E)는 자연로그를 취하여 직선의 함수로 만든 후 최소자승법을 사용하면 1차 함수로 근사화됨으로 다음과 같이 구할 수 있다.

$$C = \exp \left(\frac{n \sum_{i=1}^n t_i (\ln T_s)_i - \sum_{i=1}^n t_i \sum_{i=1}^n (\ln T_s)_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - (\sum_{i=1}^n t_i)^2} \right) \quad (4)$$

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n t_i^2 \sum_{i=1}^n (\ln T_s)_i - \sum_{i=1}^n t_i (\ln T_s)_i \sum_{i=1}^n t_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - (\sum_{i=1}^n t_i)^2} \quad (5)$$

여기서 n은 취득된 데이터 수이고 t_i는 데이터 측정 시간이다. 따라서, 식(4)와 식(5)에 의하여 최종적으로

근사화된 지수함수는 그림 3의 실선과 같이 나타낼 수 있다.

4. 열전도도 추론 시스템

4.1 뉴로퍼지 시스템의 특징

퍼지논리의 인간이 이해하기 쉽다는 장점과 신경회로망의 학습가능하다는 장점을 이용하여 구성된 뉴로퍼지 시스템을 이용하여 열전도도를 추론할 수 있다. 본 연구에서는 퍼지논리의 추론방법을 신경회로망 구조를 이용하여 구성하고 역전파 학습알고리즘에 따라 멤버쉽함수 및 각종 파라미터를 자동으로 동조하기 위한 뉴로퍼지 시스템을 이용한다. 사용되는 퍼지모델은 하이브리드형 퍼지 모델^[9]로써 추론규칙의 결론부를 선형방정식으로 구성하고, 전체부 멤버쉽함수와 결론부 파라미터의 결론부를 선형방정식의 계수는 신경망의 가중치로 표현되며 오차 역전파 학습 알고리즘에 의해 자동 동조된다.

(A) W_{B_A} (B) W_{C_{1B}} (C_p) W_{D_{1T}} (D) W_{E_D} (E) W_{F_E} (F) W_{G_F} (G)

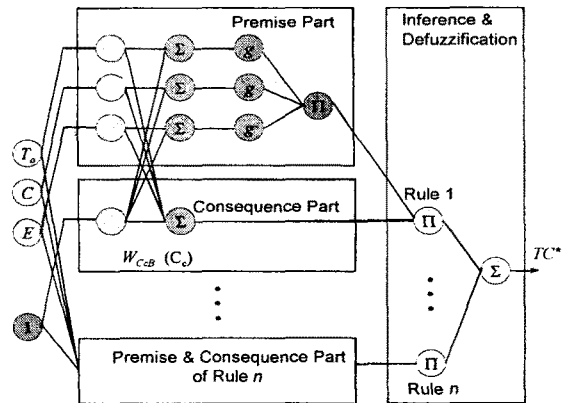


그림 4. 뉴로퍼지 시스템.
Fig. 4. Neuro-fuzzy system.

뉴로퍼지 시스템에서 하나의 규칙을 표현하면 그림4와 같이 다층신경망을 이용하여 전건부와 결론부, 추론부로 구성할 수 있다. 또한 입력공간의 분할에서 종래의 방법은 격자형태의 일괄적인 분할을 행하여 비선형 시스템에 유연하게 적용되기 어려우나, 여기서는 FCM(fuzzy C-means) 클러스터링 알고리즘을 이용하

여 데이터의 특성에 따라 분할된 클러스터에만 규칙을 생성하여 최적의 규칙수를 추출하였다.

4.2 뉴로퍼지 시스템의 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 대기 온도(T_a), 계수(C), 지수(E)는 w_{BA} 에 의해 (B)층에서 -1과 1사이의 값으로 정규화된다. 중간층인 (C_P), (D), (E)층은 전건부를 나타내며 이들 층과 연결되는 w_{CPB} , w_{DCP} 는 전건부의 멤버쉽함수를 구성하는 파라미터이고, (C_C)층과 연결된 w_{CPB} 는 결론부 선형방정식의 계수를 나타내는 파라미터이다. 다음은 전건부 멤버쉽함수에 관해서 설명한다. (D)층의 뉴런의 출력은 시그모이드 (sigmoid)함수를 미분한 함수로써 종형 멤버쉽함수이며, 정규화된 대기온도 T^* 에 의한 출력 g_1 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$g_1(T_a^*) = f'(T_a^*) = \left\{ \frac{1}{1 + e^{-w_{DC}(T_a^* + w_{Cm})}} \right\} \cdot \left\{ 1 - \frac{1}{1 + e^{-w_{DC}(T_a^* + w_{Cm})}} \right\} \quad (6)$$

위 식에서 w_{CPB} 와 w_{DCP} 값은 시그모이드 함수의 중심과 기울기를 결정하는 값이다. (D)층의 출력은 식(6)에 따라 종형 멤버쉽함수 값이 출력되고 w_{ED} 에 의해 정규화되어 전건부 멤버쉽함수로 사용된다. 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.

$$w^i = w_{ED}(g_1 + g_2 + g_3) \quad (7)$$

하이브리드 퍼지모델의 결론부 선형방정식을 구성하는 신경망은 그림 4에서 정규화된 (B)층 뉴런과 (C)층은 연결하면, 연결 가중치 w_{CB} 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.

$$y^i = a_0^i + a_1^i T_a^* + a_2^i C^* + a_3^i E^* \quad (8)$$

(F)층에서는 퍼지화된 전건부의 적합도에 따라 결론부 선형방정식의 출력 y^i 의 추론과정을 실행하는 부분으로 적합도 w^i 와 출력 y^i 를 곱한다. w_{GF} 는 식(9)로 (E)층에서 계산된 모든 w^i 를 합한 값의 역수로 계산되어 각 규칙마다 (F)층의 추론값과 w_{GF} 를 곱하여 (G)층에 입력된다.

$$w_{GF} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n w^k} \quad (9)$$

$$y^{i*} = \frac{w^i y^i}{\sum_{k=1}^n w^k} \quad (10)$$

이와 같이 i 번째 규칙에서 계산된 출력 y^{i*} 를 모든 규칙에 확장하면 퍼지제어기의 비퍼지화 과정을 행한 것과 같다. 출력치 TC^* 는 정규화된 입력으로부터 산출되는 값으로 출력변수에 알맞도록 하기 위해 역정규화를 통해 열전도도로 추론된다.

5. 하드웨어 구성

5.1 재질 온도응답 센서

센서의 상세한 구조는 그림 5와 같다. 손가락의 혈액과 같은 기능으로 항상 일정 온도를 유지하게 하는 열원과 열전도도가 비교적 좋은 실리콘 고무를 접촉시켜 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 열원으로 파워 트랜지스터(TR)를 사용하여 발열 작용을 하도록 하였고 일정 온도를 유지시키기 위해 트랜지스터의 표면에 더미스터(TH1)를 부착시켜 발열부 온도를 감지하며 레환루프를 형성함으로써 설정된 온도값을 안정하게 유지하도록 하였다. 측온부는 손가락의 표피와 신경에 해당되는 열전도성이 좋은 부분이므로 발열트랜지스터에 13[mm] 두께의 실리콘을 부착하고 그 표면에 3[mm] 들어간 위치에 또 하나의 더미스터(TH2)를 투입시켜 이 지점에서 열 흐름을 감지할 수 있도록 하

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

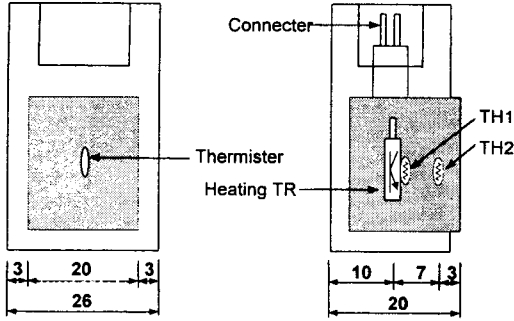


그림 5. 센서의 구조.
Fig. 5. Structure of sensor.

5.2 하드웨어 구성

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 온도값을 PC의 A/D Converter를 통해 계측할 수 있게 하였다. 로봇은 Mark III 로봇 컨트롤러와 연결되고 로봇 컨트롤러는 PC와 RS-232C 케이블로 연결되어 PC로 로봇 팔의 그립(grip)을 조절할 수 있게 하였다. 여기서 사용한 PC는 486DX2-66으로서 A/D 보드와 D/A 보드를 통해 센서의 데이터 값을 계측, 분석 할 수 있게 하였다. 전체 시스템 블록도는 그림 6과 같다.

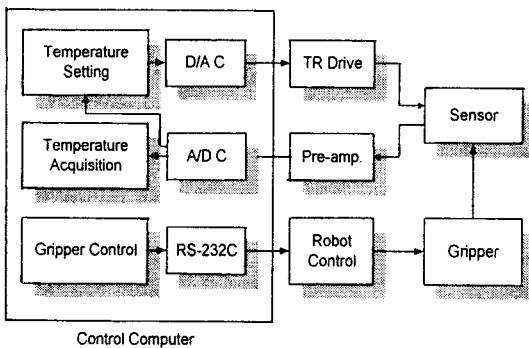


그림 6. 하드웨어 시스템 구성.
Fig. 6. Architecture of hardware system.

6. 실 험

6.1 온도응답곡선의 근사화

본 논문에서는 접촉센서에 의한 재질분류가 가능함을 보이기 위해 알루미늄, 유리, 목재의 기본적인 재질에 대한 결과만을 논하였다. 실험에서 사용한 재료의 크기는 가로, 세로, 두께가 각각 65[mm], 35[mm], 5[mm]로 동일한 형태를 사용하였다. 세 가지 재질의 지수적으로 감소하는 온도응답 데이터를 최소자승법을 이용하여 지수함수로 근사화하고 근사화된 지수함수의 계수, 지수를 추출하였다. 3가지 재질에 대해서 대기온도 0℃에서 40℃까지 5℃간격으로 각각의 온도응답곡선을 측정하고 이 곡선을 지수함수로 근사화시켰다. 그림 7은 각 재질에 대해서 대기온도 40℃에서 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.

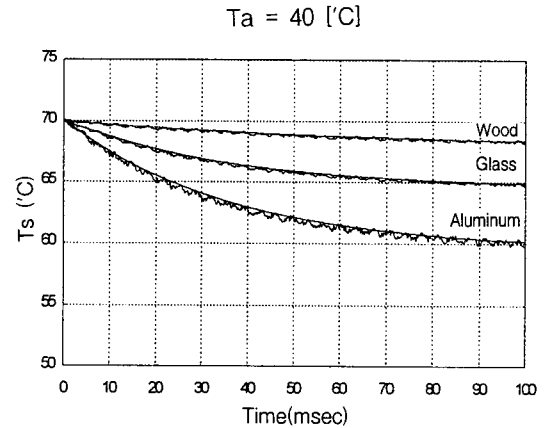


그림 7. 온도응답곡선.
Fig. 7. Temperature response curve.

6.2 온도응답 분류

0℃에서 40℃까지의 대기온도에서 5℃간격으로 측정된 온도응답곡선의 데이터를 지수함수로 근사화하고 그 지수함수의 계수와 지수 그리고 대기온도를 뉴로퍼지 시스템의 입력 데이터로 하고 물체의 열전도도를 출력 데이터로 하여 뉴로퍼지 시스템을 학습하였다. 그림 8은 알루미늄, 유리, 목재에 대한 근사화 함수의 계수와 지수에 따른 데이터의 분포를 나타낸 것이다. 그

림 8에서 보면 실측된 데이터의 분포는 계수와 지수에 의해서만 분류하기가 어렵다는 것을 알 수 있다.

따라서 이를 선형적으로 분류할 경우 그 오차가 클 것은 당연하다. 또한 재질의 수가 증가할수록 관계식의 가지 수는 증가하므로 열전도도(TC)와 C, E, T_a의 관계는 더욱 복잡해진다. 따라서 비선형적 관계 추론에 적합한 뉴로퍼지 시스템을 이용하였다. 학습된 뉴로퍼지 시스템은 접촉된 물체의 열전도도를 추론하고 추론된 열전도도에 의하여 재질분류가 가능하게 된다.

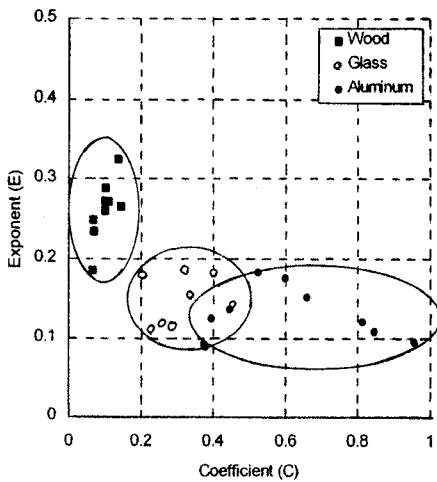


그림 8. 온도응답의 분류.

Fig. 8. Classification of temperature response.

6.3 결과 및 고찰

학습된 뉴로퍼지 시스템으로 열전도도를 추론한 결과를 표 1에 나타내었다. 기대출력은 열전도도에 자연 로그를 취한 후 정규화한 값으로 뉴로퍼지 시스템에 학습된 데이터이다. 실제 출력은 학습된 뉴로퍼지 시스템에서 추론된 열전도도이다.

기대출력과 실제출력의 차이인 오차는 표1과 같이 모두 0에 가까운 값으로 나타나 있다. 이것은 3가지 물체의 재질을 분류하는데는 전혀 문제가 되지 않는 값이다. 만약 분류해야 할 재질의 수가 많아지면, 뉴로퍼지 시스템의 FCM은 퍼지규칙의 개수를 증가시키므로 오차는 줄어들어 분류하는데 문제가 발생되지 않도록 작용한다. 또한 표에서 3℃, 18℃, 27℃, 32℃는 학습되지 않은 대기온도인데 기대출력과 실제출력을 비교해보면 학습된 대기온도에서와 마찬가지로 오차가 매우 작음을 알 수 있다.

따라서 측정된 온도응답곡선로부터 근사된 지수함수의 계수, 지수를 입력으로 이용해 학습된 뉴로퍼지 시스템은 학습된 대기온도에서 뿐만 아니라 학습되지 않은 대기온도하에서도 열전도도의 추론이 가능하며 대기온도 변화에 관계없이 임의의 대기온도하에서의 재질분류가 가능하였다.

표 1. 재질 온도응답의 추론

Table 1. Inference of material temperature response.

대기온도 (°C)	재 질	기대값	추론값	오 차
3	알루미늄	1	0.95989	0.094011
	유 리	0.378825	0.457008	-0.07818
	목 재	0	-0.13489	0.134890
18	알루미늄	1	0.985992	0.014008
	유 리	0.378825	0.426604	-0.04778
	목 재	0	-0.11272	0.112718
27	알루미늄	1	0.966333	0.033667
	유 리	0.378825	0.414050	-0.03523
	목 재	0	-0.03732	0.037321
32	알루미늄	1	1.001507	-0.00151
	유 리	0.378825	0.408062	-0.02924
	목 재	0	-0.04298	0.004298

7. 결 론

본 논문에서는 과도상태에서의 재질 온도응답을 측정하는 센서를 제작하였고, 물체의 온도응답곡선을 측정하여 이를 지수함수로 근사화시키고 뉴로퍼지 시스템을 이용하여 대기온도의 변화에 무관하게 재질분류가 가능한 시스템에 대해 연구하였다.

실험 결과에서 보았듯이 온도응답곡선을 지수함수로 근사화시킴으로써 측정중의 잡음성분 제거는 물론 물체의 열전도 특성을 그대로 반영할 수 있었다. 또한 뉴로퍼지 시스템을 이용함으로써 대기온도가 변화함에 따라서 발생하는 문제를 해결하였고 열전도 특성의 복잡한 수학적 해석을 피할 수 있었다.

학습된 뉴로퍼지 시스템은 재질의 열전도도를 추론할 수 있고 추론된 열전도도를 이용하여 접촉된 물체의 재질분류가 가능하였다. 또한 온도특성의 온라인 측정과 실험을 위한 센서와 하드웨어, 윈도우즈용 소프트웨어를 개발하였다.

참 고 문 헌

- [1] K. J. Bois, A. D. Benally, R. Zoughi, "Microwave near-field reflection property analysis of concrete for material content determination," *IEEE Trans. Inst. Meas.*, Vol. 49, No. 1, pp. 49 -55, Feb. 2000.
- [2] S. O. Nelson, A. W. Kraszewski, "Sensing pulverized material mixture proportions by resonant cavity measurements," *IEEE Trans. Inst. Meas.*, Vol. 47, No. 5, pp.1201-1204, Oct. 1998.
- [3] C. Vermeulen, G. P. Hancke, "Continuous measurement of moisture in nonconducting materials," *IEEE Trans. Inst. Meas.*, Vol. 41, No. 6, pp.1023-1026, Dec. 1992.
- [4] Chi-Yeh King, Bong Ho, "Simultaneous measurement of material characteristics of layered structures by a single acoustic interrogation," *IEEE Trans. Inst. Meas.*, Vol. 42, No. 6, pp.976-982, Dec. 1993.
- [5] J. Yuji, K. Shida, "A new multi-functional tactile sensing technique for simultaneous discrimination of material properties," *Conf. Procs. IEEE Proc. Inst. Meas. Tech. Conf. '98*, Vol. 2, pp.1029 -1032, 1998.
- [6] R. A. Russell, and F. J. Paloloni, "A Robot sensor measuring thermal properties of gripped object," *IEEE Trans. Inst. Meas.*, Vol. IM-34, No. 3, pp.458-460, 1985.
- [7] 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," *IEEE Proc. Inst. Meas. Tech. Conf. '94*, pp.328-331, 1994.
- [8] Young-Jae Ryoo, Young-Cheol Lim, "Neuro-fuzzy control system for vision-based autonomous vehicle," *IEEE Inter. Fuzz. Sys. Conf. Procs.*, pp.1643-1648, Aug. 1999.
- [9] H. Takagi, "Fusion technology of fuzzy theory and neural networks survey and future direction," *Proc. Inter. Conf. on Fuzzy Logic & Neural Networks*, pp.13-26, 1990.

 著 者 紹 介



유 영 재 (柳 泳 材)

1991년 전남대학교 전기공학과
(공학사)

1993년 전남대학교 전기공학과
(공학석사)

1998년 전남대학교 전기공학과
(공학박사)

현 재 : 목포대학교 제어측정공학과 전

임강사 관심 분야 : 센서응용, 자율주행시 스템, 이동로봇, 신경망 및 퍼지이론, 지능제어시스템