

# 접촉력에 따라 변하는 Tactile 영상의 퍼지융합을 통한 인식기법

## Recognition of Tactile Image Dependent on Imposed Force Using Fuzzy Fusion Algorithm

고동환 · 한헌수

DongHwan Ko and HernSeo Hahn

숭실대학교 공과대학 전자공학과

### 요 약

접촉센서가 제공하는 tactile 영상을 이용하여 접촉면의 형태를 인식할 때 영상의 모양은 접촉면에 가해지는 힘의 크기에 따라 변화된다. 따라서 많은 노력에도 불구하고 tactile 센서만을 이용하여 접촉면의 형태를 완전히 인식하는 것은 매우 어려운 일로 인식되고 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 tactile 영상이 얻어지는 때의 힘을 동시에 측정하고 힘에 따라 변화하는 영상의 모양을 퍼지융합 알고리즘을 이용하여 인식하는 방법을 제안한다. 접촉센서의 tactile영상은 eigen vector 해석 방법을 적용하여 장축과 단축의 길이로 표현된다. 이들은 접촉 시에 가해지는 힘의 분포에 따른 경계선의 변화를 측정하여 만들어진 소속함수에 의해 퍼지화되며 Averaged Minkowski's distance를 이용하여 융합된다. 제안된 알고리즘은 다중센서시스템에 구현하여 실험하였으며 측정 시에 가해지는 힘의 크기 및 측정면의 종류에 고르게 86% 이상의 인식률을 보여 주었다. 제안된 알고리즘은 복수개의 손가락을 갖는 로봇의 손에 구현하면 작은 힘에도 변형되는 물체의 정밀한 조작이나 인식에 응용될 수 있다.

### ABSTRACT

This paper deals with a problem occurring in recognition of tactile images due to the effects of imposed force at a measurement moment. Tactile image of a contact surface, used for recognition of the surface type, varies depending on the forces imposed so that a false recognition may result in. This paper fuzzifies two parameters of the contour of a tactile image with the membership function formed by considering the imposed force. Two fuzzified parameters are fused by the average Minkowski's distance. The proposed algorithm was implemented on the multisensor system composed of an optical tactile sensor and a 6 axes force/torque sensor. By the experiments, the proposed algorithm has shown average recognition ratio greater than 86% over all imposed force ranges and object models which is about 14% enhancement comparing to the case where only the contour information is used. The proposed algorithm can be used for end-effectors manipulating a deformable or fragile objects or for recognition of 3D objects by implementing on multi-fingered robot hand.

**Key words :** tactile image, recognition, data fusion, multisensor system

### 1. 서 론

접촉센서는 로봇트에 주어진 작업을 실행하기 위해 대상 물체와 실제적으로 접촉한다는 점에서 매우 중요한 센서를 인식되고 사용되어 왔다. 작업 대상 물체에 접근하면서 접촉하지 않고 작업환경을 인식하는 비접촉센서들은 물체의 온도나 탄력성, 미끄럼 등에 대한 정보는 제공할 수 없고 또한 측정된 물체에 대한 기하학 혹은 위상학적인 정보는 상당한 오차를

포함하기 마련이다[1]. 그러나 접촉센서는 측정대상 물체와의 직접적인 접촉을 통해 정보를 얻기 때문에 물체에 대한 최소의 오차를 갖는 정보가 가능하며 물체의 조작이 이루어지는 표면에 대한 정보를 정확하게 얻을 수 있다는 장점을 갖는다.

지금까지 접촉센서는 광학적인 방법, 압전(piezoelectric, 혹은 resistive, capacitive)재료를 이용하는 방법 등 다양한 방법을 이용하여 개발되어 왔다. 접촉센서를 기능적인 측면에서 보면 접촉점 혹은 면의 위치

\*본 연구는 한국과학재단 핵심전문연구사업(과제번호 961-0924-142-2)의 지원을 받았습니다.

를 얻는 위치측정센서(PSD : Position Sensing Device) [2]와 접촉면의 tactile 영상을 얻는 센서[3]로 구분할 수 있다. Tactile 영상은 접촉점보다 많은 량의 자료를 포함하고 있어서 정보 처리에 필요한 부담이 있으나 접촉면의 인식, 접촉면의 법선 벡터 등 물체의 조작에 있어서 매우 유용한 정보를 획득할 수 있어서 많은 연구가 진행되고 있다. 하지만 촉각센서를 이용하여 tactile 영상을 획득하고 물체에 대한 고급정보를 얻으려는 경우, tactile 영상은 물체와 접촉하기 위해 가해지는 힘에 따라 변하는 문제를 안고 있다. 이러한 문제는 로봇을 이용하여 조작하려는 물체가 가해지는 힘에 대해 매우 민감한 경우, 촉각센서가 만족할 만한 tactile 영상을 얻을 만큼의 힘을 가하기가 어렵게 만들어 인식 작업이 불가능하게 된다.

Tactile 영상의 측정력에 의한 변화 문제를 해결하기 위한 노력은 두가지 방향에서 전개되었다. 첫 번째는 일정한 측정력의 범위 안에서 정확한 영상을 얻는 방법이고, 두 번째는 촉각센서와 다른 종류의 센서를 융합하여 다기능센서를 구현하는 방법이다. 예를 들면, Begie[4]는 평면형 tactile 영상의 오차를 보완하기 위해 구형으로 촉각센서를 만들어 접촉면의 위치 정보를 이용하여 영상의 중앙점을 찾아 주었다. Brock [5]는 손목에 설치된 역각센서를 이용하여 물체의 미끄럼 뿐 아니라 접촉부위의 표면수직벡터와 위치정보를 얻어내어 tactile 영상을 3차원 영상으로 해석했으며 일정한 힘의 범위에서 tactile 영상을 측정하도록 하였다. 하지만 이러한 기존의 접근방법은 근본적으로 접촉력의 변화에 적응할 수 없다는 문제를 해결하지 못하였다.

기존의 촉각센서가 갖는 이와 같은 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 접촉력의 크기에 따른 tactile 영상의 변화에 크게 영향을 받지 않고 물체의 표면의 종류와 특성을 결정할 수 있는 퍼지융합알고리즘을 제안한다. 퍼지융합알고리즘은 tactile 영상을 타원으로 fitting하고 이의 장축과 단축을 구하여 이들 두 개의 계수를 측정면의 종류를 구분하는 기준으로 삼는다. 타원의 장축과 단축은 측정력의 변화에 따라 변화하므로 이를 측정력의 범위 내에서 퍼지화하고 Averaged Minkowski's distance를 이용하여 융합한다. 융합된 결과값은 각 모델 표면의 종류에 대한 소속값으로 사용되며 이들 중 가장 큰 값을 갖는 모델을 측정면의 종류로 인식한다. 제안된 알고리즘은 광촉각센서와 역각센서로 구성된 다중센서시스템[3]에 구현하여 실험하였다. 다중센서시스템은 접촉면의 종류를 광촉각센서를 이용하여 결정하고 접촉면의 위치와 법선벡터는 광촉각센서의 영상정보와 역각센서의

힘의 분포를 융합하여 계산한다. 다중센서시스템의 위치측정과 법선측정의 평균오차는 각각 X, Y, Z축 방향에 대해 (0.35,0.36,0.48)mm와 (0.09,0.15,0.12)mm로서 매우 정밀하다. 하지만 광촉각센서를 이용하여 접촉면의 형태를 인식할 때, 다른 종류의 촉각센서와 마찬가지로, 일정한 크기로 힘을 가하지 않으면 인식에 상당한 오차를 포함하는 문제를 갖고 있다. 실험결과 본 논문에서 제안하는 측정력을 고려한 fuzzy 융합알고리즘은 측정력의 범위 안에서 고른 인식률을 보여 기존의 tactile 영상만에 의존하는 방식에 비해 상당한 인식률 향상을 얻을 수 있었다.

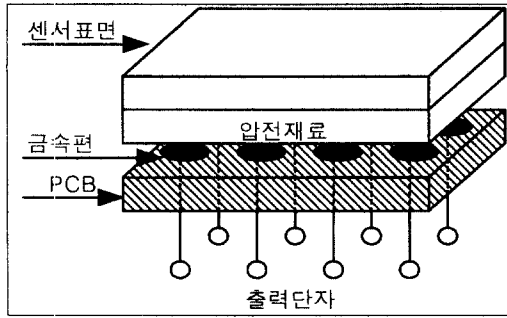
본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 접촉력에 의해 변하는 tactile 영상의 해석방법에 대해 살펴보고 3장에서는 tactile 영상을 고유벡터 해석을 이용하여 장축과 단축의 두 가지 변수로 해석하는 방법을 설명한다. 4장에서는 측정력의 변화를 수용하는 퍼지함수를 생성하여 각 모델면의 소속값들을 융합하는 과정에 대해 설명한다. 5장에서는 다중센서시스템을 이용한 실험을 통해 제안된 알고리즘의 성능을 평가하고 결과를 분석한다.

## 2. 접촉력에 의한 tactile 영상의 형태 변화

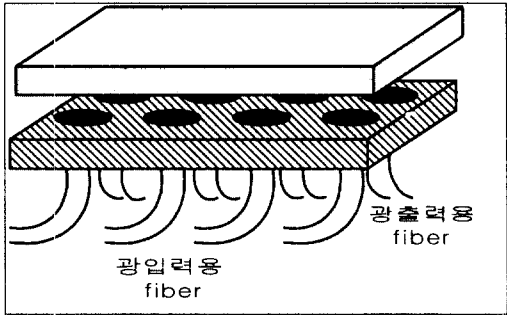
촉각센서는 대부분 평면 형태이며 특정한 경우 구형이나 원통형의 모양을 하고 있다[6]. 센서의 모양은 측정하려는 대상물체의 형태 혹은 크기 등에 의해 결정되지만 대부분 유사한 측정기법을 사용한다. 본 논문에서는 일반적으로 촉각센서가 측정대상으로 하는 측정면의 형태, 즉 평면, 원통면, 모서리, 구면 등을 인식하는 문제를 다루기로 한다.

일반적인 촉각센서는 그림 1과 같이 평면 구조를 갖는다. 물체와의 접촉이 발생하는 센서의 표피면은 센서를 보호하고 물체와의 부드러운 접촉 혹은 마찰력을 높이기 위해 탄성을 갖는 재질로 제작한다. 그 바로 아래 부분은 센서의 종류에 따라 압전소자(그림 1a) 혹은 광섬유소자(그림 1b)들이 2차원으로 배열되어 있거나 광파전달체(그림 1c)가 놓이게 된다. 압전소자를 이용하는 경우는 tactile 영상이 압력의 분포로, 광섬유소자나 광파전달매체를 이용하는 경우는 tactile 영상이 명암의 강약으로 표현된다. 광파전달매체를 이용하는 촉각센서의 경우는 CCD camera를 이용하므로 가장 정밀한 영상을 얻을 수 있다.

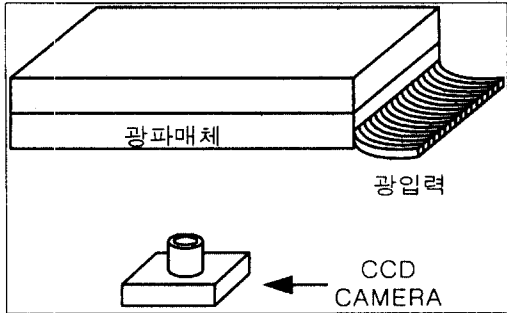
촉각센서에 물체가 접촉하게 되면 그림 2에서 볼 수 있듯이 바깥면에 압력이 전달되고 가해진 압력에 따라 변형되는 센서표면의 형태가 센서에 전달되어 tactile 영상을 형성하게 된다. Tactile 영상을 해석하



(a)



(b)



(c)

그림 1. 일반적인 촉각센서의 구조.

Fig. 1. Structure of general tactile sensor system.

기 위해 측정면을  $p(x,y)$ 로, 센서의 표면을  $g(x,y)$ 로, 그리고 촉각센서의 tactile 영상을  $q(x,y)$ 로 표현한다. 이상적인 센서의 경우  $g(x,y)$ 는 상수값을 갖고 따라서  $q(x,y)=p(x,y)$ 가 만족되어야 한다. 그러나 실제 얻어지는 tactile 영상  $q(x,y)$ 는  $p(x,y)$ 와  $g(x,y)$ 의 convolution, 즉  $q(x,y) = p(x,y) * g(x,y)$ 으로 표현된다. 이렇듯  $q(x,y)$ 가  $p(x,y)$ 와  $g(x,y)$ 의 convolution으로 변형된 영상이 얻어지는 현상을 번짐효과 (Blurring effect)라 한다. 측정면이 평면, 실린더, 모서리, 그리고 구인 경우 번짐효과를 그림 3에서 보여준다.

대부분의 접촉센서의 표면은 일정한 탄성계수를

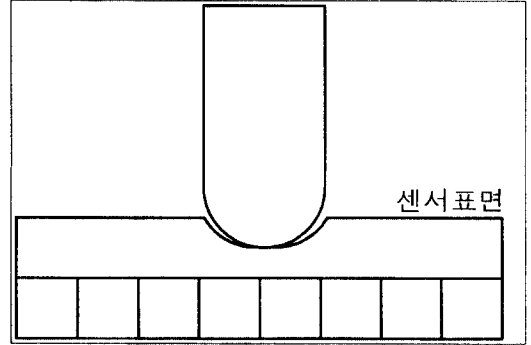


그림 2. 촉각센서의 표피면과 측정면 사이의 접촉 현상  
Fig. 2. Change of sensor cover when a target surface touches it

갖고 있어서 한점에 가해지는 압력에 반응하는 형태는 식 (1)과 같은 정규분포로 해석할 수 있다.

$$g(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_x\sigma_y}\right) \quad (1)$$

따라서 모델 표면은 다음의 식 (2)에 의해 결정된다.

$$q(x,y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} p(x_1,y_1)g(x-x_1,y-y_1)d x_1 d y_1 \quad (2)$$

지금까지 tactile 영상을 해석함에 있어서 기존의 기법들은  $g(x,y)$ 의 효과를 고려하지 않았거나  $\sigma$ 를 상수로 놓고 모델 물체를 표현하였다. 따라서 인식에 필요한 tactile 영상의 경계선은 일정한 경계값을 정하고 그에 따라 결정하였다. 하지만 그림 2에서 볼 수 있듯이  $\sigma_x(=\sigma_y)$ 은 측정시 가해지는 접촉력에 의해 크게 영향을 받으며, 경계선의 형태를 변형시켜 접촉면의 인식에서 잘못된 결과를 만들 수 있다. 그림 3에 주어진 모델 물체들에 대한 수학적인 모델식,  $p(x,y)$ 은 [7]에 주어졌다.

촉각센서가 그림 1과 같이 평면의 형태를 갖을 때 측정면이 평면인 경우 넓이 혹은 윤곽선의 모양에 따라 측정이 용이하지 않은 경우가 발생한다. 또한 평면형의 촉각센서는 end-effector에 부착하기 어려운 경우도 발생하므로 응용범위를 넓히기 위해 원통형, 혹은 구형의 형태를 갖는 촉각센서를 사용하기도 한다. 구형의 촉각센서를 사용하는 경우, 그림 4와 같이 측정면의 종류를 인식할 수 있다. 촉각센서의 표면 반지름을  $R$ , 센서면의 반지름을  $r$ 이라 하면 접촉면이 점인 경우는 작은 원의 접촉면을, 평면의 경우는 오목과 볼록 면의 경계가 되는 크기의 원형 접촉면(반지름이  $\sqrt{R^2-r^2}$ )을, 원기둥, 모서리 등의 자연 2차표면의 경우는 타원형의 tactile 영상을 형성한다. 자연 2차표면의 종류는 타원의 장축과 단축의 길이로 구분된다. 그림 4의 구형촉각센서를 이용하는 경우도 접촉면 분류의

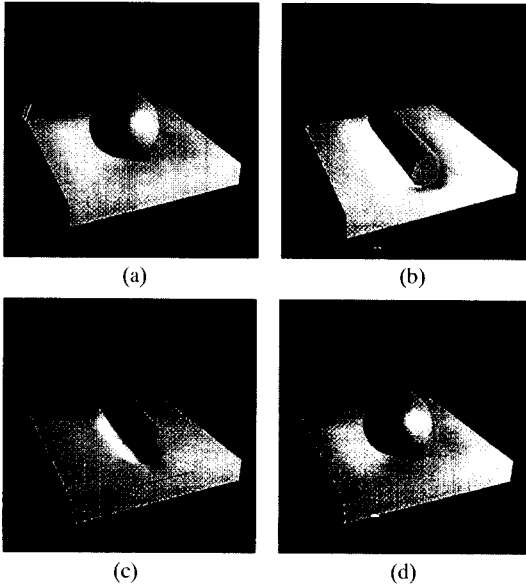


그림 3. 모델 물체에 의한 번짐효과

Fig. 3. Blurring effects occurred by Various Object models

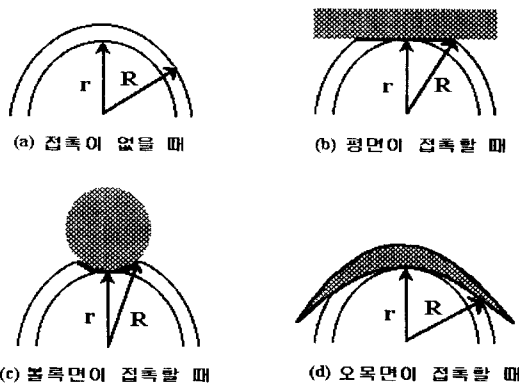


그림 4. 구형촉각센서를 이용한 접촉면의 종류 인식.  
Fig. 4. Recognition of Contact Surfaces using Sphere-shaped Tactile Sensor

기준이 되는 경계면의 크기가  $g(x,y)$ 의 모델링 방법에 따라 변화함을 쉽게 알 수 있다.

### 3. 접촉력을 고려한 tactile 영상의 해석

#### 3.1 Tactile 영상의 고유벡터 분석 방법

Tactile 영상을 통해 평면, 원통면, 구면, 모서리 등으로 구성되는 자연2차표면들을 인식하기 위해서 여기에서는 평면의 구분이 용이한 구형촉각센서를 이용하기로 한다. 구형촉각센서를 이용하는 경우 평면

을 포함한 자연2차표면은 그림 4에서 설명한 바와 같이 타원형의 영상을 만들어 내며, 측정면의 종류는 영상의 장축과 단축의 비를 이용하여 구분할 수 있다. 따라서 타원의 장, 단축은 영상의 고유벡터(eigen vector)로 결정될 수 있다.

고유벡터 해석방법은 먼저 tactile 영상을 2진화한 후 접촉이 이루어진 공간을 배열  $Q_{ij}$ 로 표현한다.  $Q_{ij}$ 의 정규화된 분산행렬은  $A$ 로 표현된다.

$$Q_{ij} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_p, y_p)\} \subseteq R^2 \quad (3)$$

$$A = \frac{1}{\sum_i [(x_i - m_x)^2 + (y_i - m_y)^2]} \times \begin{bmatrix} \sum_i [(x_i - m_x)^2] & \sum_i [(x_i - m_x)(y_i - m_y)] \\ \sum_i [(x_i - m_x)(y_i - m_y)] & \sum_i [(y_i - m_y)^2] \end{bmatrix} \quad (4)$$

식 (4)에서  $(m_x, m_y)$ 는 영상의 중앙점을 나타내며  $m_x = \sum_{i=1}^n x_i / n, m_y = \sum_{i=1}^n y_i / n$ 이다.  $A$ 의 특성함수는 다음의 식(5)와 같이 고유값(eigenvalue)  $\lambda$ 에 대한 2차다항식으로 표현될 수 있다.

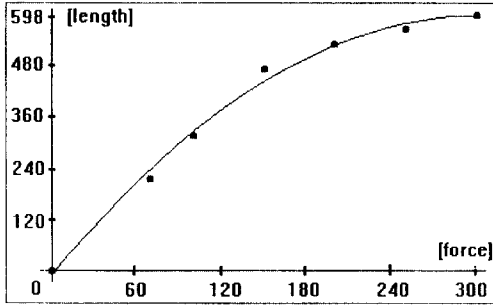
$$\lambda^2 - \lambda + \det A = 0 \quad (5)$$

식 (6)는 식 (5)에 주어진 두 개의 해,  $\alpha_M$ 과  $\alpha_m$  ( $\alpha_M > \alpha_m$ )를 가지며  $\alpha_m$ 에 해당하는 고유벡터는 타원형인 tactile 영상의 장축의 길이( $l_x$ )가, 그리고  $\alpha_M$ 에 해당하는 고유벡터는 단축의 길이( $l_y$ )가 된다. 식 (6)에서  $D_x = \sqrt{1 - 4|A|}$ 이다.

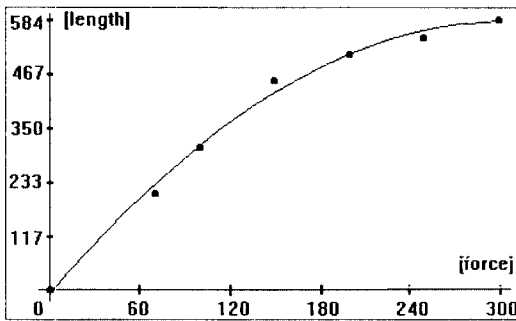
#### 3.2 접촉력에 의한 고유벡터의 변화

접촉력에 의한 tactile 영상의 고유벡터( $l_x$ 과  $l_y$ )의 변화를 보여주기 위해 타원의 장단축을 실험적으로 측정하여 그림 5에 정리하였다. 그림 5는 측정된 tactile 영상의 장, 단축의 길이를 2차다항식으로 근사화시켜 얻었다. 그림에서 점으로 나타나는 부분은 실제 측정된 데이터이며, 실선은 이것을 근사화한 2차다항식 그래프이다. 그림 5a와 5b를 살펴보면, 같은 힘의 크기에 해당하는 장단축의 길이는 거의 비슷함을 알 수 있으며, 초기에는 장단축의 길이가 급격하게 변화하다가 어느 정도 이상의 힘이 가해지면 그 차이가 감소하며, 특정한 값 이상부터는 장단축의 길이의 변화가 거의 없는 것을 알 수 있다.

이러한 영상변화의 특성을 고려하여 본 논문에서는 tactile 영상이 측정 가능한 힘의 범위에서 얻어진 데이터를 바탕으로 장, 단축의 길이를 각각 2차다항



(a) 장축의 변화  
(a) Variation of the longer axis



(b) 단축의 변화  
(b) Variation of the shorter axis

그림 5. 접촉력의 변화에 따른 장단축의 측정길이 변화  
Fig. 5. Variation of lengths of longer and shorter axes due to a change of the imposed force

식으로 근사화시켰다. 다음의 식들은 다양한 자연 2차 측정면들에 대한 tactile 영상의 장축 길이( $l_l$ )와 단축 길이( $l_s$ )를 가해진 측정력( $f_m$ )의 2차다항식으로 근사화시킨 예이다.

• 평면의 경우 :

$$l_l = -7.60187538 + 3.91535927 * f_m - 0.006374717 * f_m^2 \quad (7)$$

$$l_s = -9.22721106 + 3.897743647 * f_m - 0.006441392 * f_m^2 \quad (8)$$

• 볼록한 모서리의 경우 :

$$l_l = -7.07305768 + 3.947836533 * f_m - 0.006566537 * f_m^2 \quad (9)$$

$$l_s = -8.05632828 + 2.519783552 * f_m - 0.003777865 * f_m^2 \quad (10)$$

• 반지름이 구형센서의 반지름과 비슷한 볼록한 원통면의 경우:

$$l_l = -9.408162144 + 3.98481128 * f_m - 0.006649905 * f_m^2 \quad (11)$$

$$l_s = -8.575433528 + 3.195047023 * f_m - 0.005146959 * f_m^2 \quad (12)$$

• 반지름이 구형센서의 반지름보다 큰 볼록한 구면의 경우:

$$l_l = -3.363749078 + 3.42402264 * f_m - 0.00514471 * f_m^2 \quad (13)$$

$$l_s = -6.259508475 + 3.3506896 * f_m - 0.004959923 * f_m^2 \quad (14)$$

#### 4. 퍼지 함수와 퍼지 데이터 융합

앞 절에서 언급한바와 같이 촉각센서의 tactile 영상을 통한 측정면의 인식은 촉각센서의 표면이 만드는 변침효과와 측정력의 변화에 따른 고유벡터의 변화로 인해 어려움을 겪어왔다. 본 절에서는 위의 두가지 문제를 해결하기 위해 퍼지융합방법을 사용한다.

##### 4.1 소속함수를 이용한 퍼지화

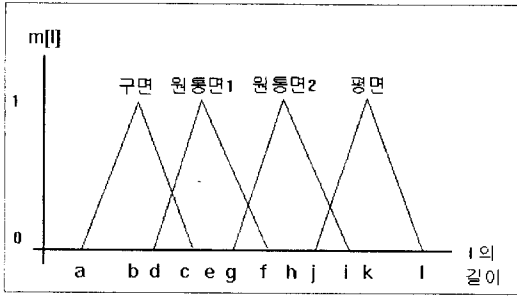
그림 6은 측정력의 변화에 의한 장단축의 길이 변화를 고려하여 실험적으로 얻어진 각 모델면들의 퍼지함수이다. 평면에 해당하는 퍼지함수의 기울기 및  $l_l, l_s$  값들은 식 (7)와 (8)을 이용하여 결정되며, 그래프의 위치 및 모양은 가해진 힘의 크기에 따라 변한다. 나머지 경우에 대해서도 같은 방법으로 퍼지함수를 생성한다. 가해진 힘을  $f$ 라고 하고 이때 측정된 장단축의 길이를  $l_f, s_f$ 라 할 때  $l_f, s_f$ 는 이미 결정된 각 모델면들의 퍼지함수와 비교를 통해 각 모델면에 대한 장단축의 소속값들을 할당받는다. 위의 퍼지함수의 한 삼각형에 대한 식의 예는 식 (15)과 같으며, 이 식에 측정된 장단축의 길이  $l_f, s_f$ 를 대입함으로써 각 물체면의 장단축의 길이에 대한 소속값을 구할 수 있다. 아래의 식은 구면의 장축에 대한 퍼지함수를 식으로 표현한 예이고 a, b, c는 그림 6에 주어진 값이다.

$$m_{ss}^i(l_f) = \begin{cases} 1 & (l_f - a) + 1 (a < l_f \leq b) \\ \frac{1}{(b-a)}(l_f - a) + 1 & (a < l_f \leq b) \\ -1 & (l_f - a) + 1 (a < l_f < c) \\ \frac{-1}{(c-a)}(l_f - a) + 1 & (a < l_f < c) \end{cases} \quad (15)$$

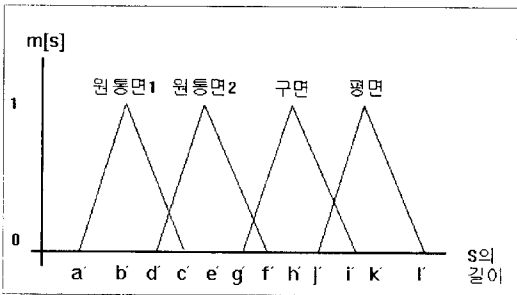
여기에서,  $m_{ss}^i(l_f)$ 는 측정된 장축의 길이( $l_f$ )가 구면(ss)의 장축( $l$ )에 포함되는 정도를 나타내는 소속값을 나타내고,  $m_{ss}^i(s_f)$ 는 측정된 단축의 길이( $s_f$ )가 구면의 단축( $s$ )에 포함되는 정도를 나타내는 소속값을 나타낸다. 같은 방법으로, 각 모델면들에 대한 퍼지함수와 소속함수값들도 위와 같은 방법으로 정의한다. 측정된 영상은 각 모델면 별로 2개씩의 소속값을 가지며 소속벡터를 다음과 같이 표현한다.

$$\theta_a^i = [m_a^i(l_f), m_a^i(s_f)] \quad (16)$$

여기에서  $\theta_a^i$ 는 모델표면의 종류  $a$ 에 대한  $i$ 번째 측정



(a) 장축의 퍼지함수  
(a) Fuzzy membership function for the longer axis



(b) 단축의 퍼지함수  
(b) Fuzzy membership function for the shorter axis

그림 6. 접촉력을 고려한 장단축의 퍼지소속함수  
Fig. 6. Fuzzy membership function generated by considering the imposed force

면의 소속벡터가 된다.

4.2 퍼지데이터융합

각 모델면들에 대한 접촉면의 장단축의 소속함수 값들을 각 모델별로 하나의 출력값으로 나타내기 위해 다음과 같은 방법으로 퍼지데이터를 융합한다. 소속값들 중 가장 혼돈스러운 값은 0.5이므로, 아래의 식을 만족하면 모델면 a에 대해서  $m_a^i$ 는  $m_a^j$ 보다 확실한 정보를 주는 소속값으로 해석된다.

$$|m_i^i - e| > |m_i^j - e| \text{ for } \forall i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, n. \quad (17)$$

여기에서 e는 0.5 이고 n은 모델을 결정하는 특징의 수이다. 그리고 최대 퍼지값과  $m_a^1, m_a^2, \dots, m_a^n$  값들과의 편차는 Minkowski's Distance를 계산함으로써 얻어진다.

$$d = \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i^i - e)^\alpha \right]^{1/\alpha} \quad (18)$$

여기에서,  $\alpha$ 는 홀수로 된 정규화 상수이며, 이 값은 각 소속값( $m_a^i$ )에 관계된 확실성의 정도를 표현한다. 전체적인 소속함수값은 최대퍼지값과 소속함수값들

의 편차의 합으로 표현된다.

$$m_a = e + d = e + \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i^i - e)^\alpha \right]^{1/\alpha} \quad (19)$$

$\alpha$ 가 홀수이기 때문에  $(m_a^i - e)^\alpha$ 가 음수가 되면  $m_a^i$ 가 e보다 작은 값이 되므로 전체 식에 의미가 없는 값이 되고, 양수가 되는 경우에는 전체 식에 의미가 있는 값으로 해석된다. 식 (19)에  $\alpha$ 가 미치는 영향은 다음과 같다.

- $\alpha=1$ 인 경우,  $m_a$ 는 일반적인 산술적 평균과 같다.
- $\alpha \geq 3$ 인 경우,  $m_a^i$ 가 아주 애매한 값을 갖는 경우에, 이 값은 전체 식  $m_a$ 에 덜 영향을 주는 값이 되게 한다.

·  $\alpha \rightarrow \infty$ 인 경우, d는  $(m_a^1, m_a^2, \dots, m_a^n)$  값들 중 최댓값으로 대체될 수 있다.

촉각센서에 의해 얻어진 tactile 영상은  $l_i$ 과  $l_s$ 을 특징으로 하므로  $n=2$  이고, 실험에 의해  $\alpha=3$  으로 결정하였다. 따라서 식 (19)를 본 논문의 경우로 일반화시키면 아래와 같다.

$$m_a = e + \left[ \frac{(m_a^l(l_f) - e)^3 + (m_a^s(s_f) - e)^3}{2} \right]^{1/3} \quad (20)$$

식 (20)에서  $m_a$ 는 각 모델면에 대한 신뢰도를 의미하며, 최종적으로는 가장 큰 신뢰도를 가지는 모델면의 형태를 측정된 접촉면의 형태로 결정한다.

4. 실험

제안한 퍼지 융합 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 본 실험에서는 광촉각센서와 힘/역학센서로 구성된 다중센서시스템[1]을 이용하여 평면, 모서리, 실린더, 그리고 구형의 접촉면을 인식하도록 하였다. 실험에 사용한 다중센서시스템은 그림 7과 같은 구조를 갖는다. 광촉각 센서는 측정면과의 접촉에 의해 발생하는 센서표면의 형태 변화를 CCD 카메라를 통해 측정하고 측정 시에 가해지는 힘의 크기는 6축 힘/역학 센서를 이용한다. 따라서 가해진 힘의 변화에 따른 tactile 영상의 변화를 정확히 측정할 수 있으며 그림 8은 접촉 시에 가해지는 힘의 크기에 의해 tactile 영상이 변화하는 예를 보여주고 있다. 센서에서 얻어진 tactile 영상과 역각정보는 주제어기(pentium pc)에 연결된다.

다중센서시스템의 촉각센서는 구형이므로 평면, 혹은 구형면과 접촉하면 tactile 영상은 원이 되고 모서리 혹은 원통면과 접촉하면 타원이 된다. 원의 tactile 영상을 만드는 평면과 구형면, 그리고 타원의 tactile 영상을 만드는 모서리와 원통면은 각각 일정한 임계

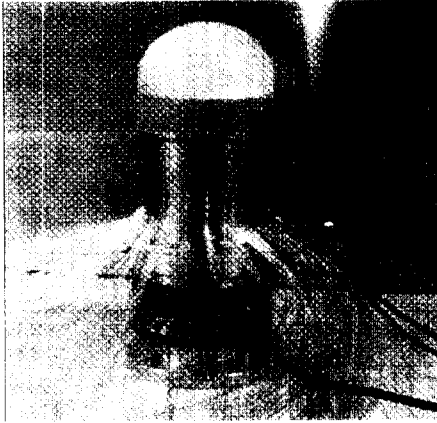


그림 7. 실험에 사용한 다중센서시스템의 구조  
Fig. 7. Multisensor system used for the experiment

값을 기준으로 구분된다. 따라서 tactile영상을 이용하여 접촉하는 표면의 형태를 구분하기 위해서는 접촉면을 타원으로 일반화하고 타원의 장축과 단축을 측정하여 측정면의 종류를 구분하게 된다. 본 실험에서는 측정된 tactile 영상의 장축과 단축을 2차다항식으로 근사화 하였으며, 측정될 때 알 수 있는 힘의 크기를 2차 다항식에 대입하여 모델면 각각에 대한 퍼지함수를 생성하였다. 이 퍼지함수에 측정된 접촉면의 장단축의 길이를 적용하여 접촉면의 장단축 길이 각각에 대해서 모든 모델면의 장단축 길이의 소속함수값들을 구한다. 이 소속함수 값들은 융합알고리즘에 의해 융합되며, 융합된 값들 중 제일 큰 신뢰도를 가지는 모델면을 측정된 측정면의 대응 모델면으로 결정한다. 그림 9는 실험에 사용한 4종류의 측정면을

갖는 모델 물체들이다. 원기둥의 경우 곡률이 다른 2가지 물체를 사용하여 같은 원통면의 형태라 하더라도 원기둥이 가지는 곡률에 따라 인식률이 어떻게 변하는지를 살펴볼 수 있다.

이와 같이 제안된 알고리즘을 다중센서 시스템에 적용한 결과를 표 1에 정리하였다. 인식대상 물체는 5가지 종류로 구분되는 측정면을 갖도록 하였고 각 측정면에 대해 6단계로 구분되는 힘을 가하여 동일한 조건하에서 50회씩 측정한 결과를 평균하여 인식률로 기록하였다. 가해진 힘의 구분은 사용한 힘/역각 센서의 측정범위를 초기접촉에서 최대의 접촉이 이루어지는 구간을 단계별로 나눈 것이다. 또한 제안한 알고리즘의 성능을 비교하기 위해 tactile 영상의 인식에서 측정력을 고려하지 않는 기존의 기법을 적용했을 경우 얻어진 인식률을 동일한 측정조건에서 구하였다. 모서리는 직육면체의 모서리를 이용하였다.

표 1의 실험 결과가 보여주듯이 tactile 영상의 인식에는 가해진 힘의 크기가 매우 중요한 역할을 한다. 사용한 힘/역각 센서는 초기 접촉이 발생하여(1, 2단

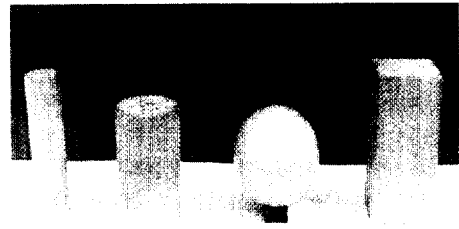


그림 9. 실험에 사용된 물체의 종류  
Fig. 9. Model objects used in the experiments

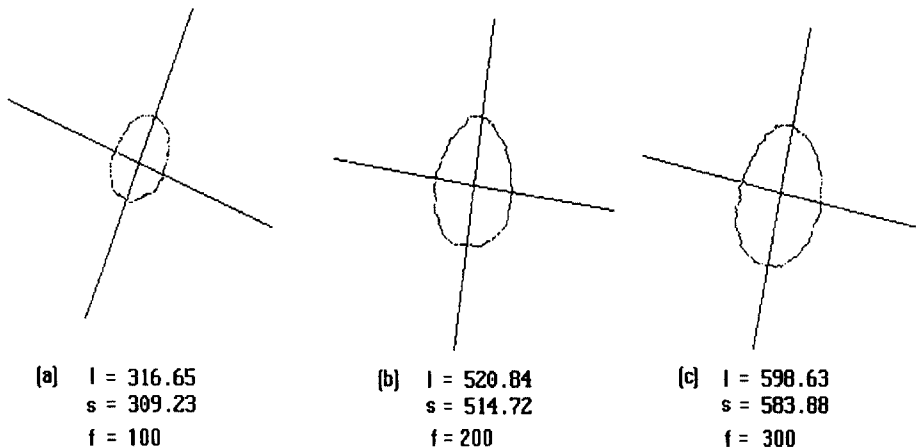


그림 8. 힘의 크기에 따라 변하는 tactile 영상의 변화: l은 장축의 길이, s는 단축의 길이, f는 측정력  
Fig. 8. Variation of image shape depending on the magnitude of the imposed force, for a plane case.

표 1. 제안된 알고리즘을 이용하여 측정된 면의 형태에 따른 인식률 (( ) 은 기존의 방법에 의해 결정된 인식률)

Table 1. The Recognition Ratio for each Type of Surfaces <unit : %>

면의 종류 측정력 (NT)	평면	작은 원기둥	큰 원기둥	구면	모서리	측정력별 평균인식률
1단계 f < 70	78 (62)	76 (60)	78 (58)	78 (62)	76 (62)	77.20 (60.80)
2단계 70 < f < 100	80 (66)	82 (64)	82 (68)	80 (66)	82 (64)	81.20 (65.60)
3단계 100 < f < 150	90 (76)	88 (72)	92 (74)	88 (74)	88 (74)	89.20 (74.00)
4단계 150 < f < 200	94 (82)	92 (80)	92 (82)	90 (82)	92 (82)	92.00 (81.60)
5단계 200 < f < 250	92 (78)	90 (76)	92 (78)	90 (78)	90 (78)	90.80 (77.60)
6단계 250 < f < 88	(74)	88 (72)	86 (74)	88 (74)	86 (72)	87.20 (73.20)
측정면의 종류별 평균 인식률	87 (73)	86 (70.67)	87 (72.33)	85.67 (72.67)	85.67 (72)	86.27 (72.13)

계) 접촉면의 형태를 구분하기 시작하는 단계이다. 실제 환경에서 로봇의 end-effector에 촉각센서를 부착하여 힘에 민감한 부품을 다루는 경우 접촉을 인지하는 이 단계에서 힘을 더 가해야 하는지의 여부는 다루려는 부품의 특성에 따라 결정되어야 한다. 만약 더 이상의 힘을 가할 수 없다면 그 순간에 인식한 결과에 의존할 수밖에 없게 되므로 접촉단계에서 인식률의 향상은 매우 중요한 의미를 갖는다. 또한 가해지는 힘이 일정한 정도를 넘어서면(5,6단계) 센서표면에 부착되는 완충부의 변형을 가져와 영상의 왜곡이 발생하여 역시 인식률의 저하를 가져옴을 알 수 있다. 실험에 사용하는 센서시스템의 경우, 센서의 측정값의 왜곡이 최소화되는 힘의 구간은 3, 4단계임을 알 수 있고 이 구간에서는 평균 인식률을 상회하는 결과를 얻고 있음을 확인 할 수 있다. 측정면의 종류에 따른 인식률은 대체로 고른 인식률을 보였으나 모서리와 실린더는 특성상 구분이 어려웠다. 표 1에 나타난 모서리의 인식률을 구하는 경우는 모델물체에서 실린더를 실린더의 인식률을 구하는 경우는 모서리를 제외하는 방식으로 인식률을 구하였다. 접촉력을 고려하는 tactile 영상인식 결과는 접촉력을 고려한지 않은 경우에 비해 전체적으로 14% 이상 인식률이 향상됨을 실험결과 확인할 수 있었다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 촉각센서에서 얻어지는 tactile 영상을 이용하여 측정면을 인식하는 경우 측정력의 변화

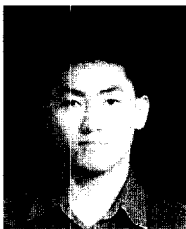
에 따라 인식률이 변하는 문제를 다루고 있다. 물체의 정밀 조작성을 위해서는 측정면의 부위를 정확히 인식하는 작업이 선행되어야 하고 가해지는 힘의 조절은 필수적이다. 따라서 본 논문에서는 tactile 영상의 측정력에 대한 변화를 fuzzy 융합방법을 이용하여 해석하고 인식률을 높이는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 접촉력의 분포에 따른 tactile 영상의 장,단축을 소속함수에 의해 퍼지화하며 Averaged Minkowski's distance를 이용하여 힘의 영향을 융합한다. 제안된 알고리즘은 광촉각센서와 힘/역각센서의 다중센서시스템에 대해 실험한 결과, 측정력의 크기 및 측정면의 종류에 고르게 86% 이상, 그리고 최적 측정력의 상태에서는 90%이상의 인식률을 보이고 있다. 단순히 접촉면의 장단축의 비만 이용하여 물체의 면을 인식하는 경우, 면들의 특성상 인식에 혼돈을 일으킬 수 있으며 이에 따라 인식률이 높지 않음을 실험에서 확인 할 수 있었다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 힘을 고려한 정밀제어가 필요한 end-effector에 적용될 수 있으며 여러 개의 센서시스템에 적용하여 사용하는 경우 3차원 물체의 인식에 효과적으로 사용될 수 있는 등, 로봇의 자율적인 작업수행능력을 크게 향상시킬 수 있을 것이다.

### 참고문헌

[1] S. A. Stansfield, "A Rototic Perceptual System Utilizing Passive Vision and Active Touch," *The Int. Journal of Robotics Research*, 7(6), pp. 138-161, Dec. 1988.



- [2] N. Nakao et. al., "A Finger Shaped Tactile Sensor Using an Optical Waveguide," *Proc. of IECON 1990 16th Annual Conf.*, pp. 300-305, 1990.
- [3] 한헌수, "3차원 접촉면의 인식 및 위치의 결정을 위한 광촉각센서와 역학센서의 다중센서시스템," 대한 전자공학회논문지-B, 제33-B권2호, pp. 10-19, 1996년 2월.
- [4] S. Begje, "Planar and Finger-shaped Optical Tactile Sensors for Robotic Applications," *IEEE Journal of Robotics and Automation*, **4**(5), pp. 472-484, 1988.
- [5] D. Brock and S. Chiu, "Environment Perception of an Articulated Robot Hand Using Contact Sensors," *Proc. of the 1989 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 89-96, 1989.
- [6] K. E. Pennywit, "Robotic Tactile Sensing," *Jou. of Robotics*, Jan. 1986.
- [7] M. E. Mortenson, "Geometric Modeling," John Wiley & Sons, 1985.
- [8] M. A. Abdulghafour and M. A. Abidi, "Fuzzy Logic Based Data Integration : Theory and Applications," *Proc. of the 1994 IEEE International Conference on MFI*, pp. 151-160, 1994.
- [9] D. M. Buede, "Examination of Fuzzy Subsethood Theorem for data Fusion," *Proc. of the 1994 IEEE Int. Conf. on MFI*, pp. 430-434, Oct. 1994.
- [10] M. Hebert, K. Ikeuchi and H. Delingette, "A Spherical Representation for Recognition of Free-Form Surface," *IEEE Trs. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **7**, pp. 681-690, July 1995.
- [11] H. Maekawa et. al "Development of a finger-shaped tactile and its evaluation by active touch," *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1328-1334, 1992.
- [12] J. Ponce and B. Faverjon, "On Computing Three-Finger Force-Closure Grasps of Polygonal Objects," *IEEE Trs. on Robotics and Automation*, **11**, pp. 868-881, 1995.



**고동환(DongHwan Ko)** 정회원

1995년 : 호서대학교 전자공학과 (학사)  
 1997년 : 숭실대학교 대학원 전자공학과 (석사)  
 1997년 ~ 현재 : 해태전자연구소에서 연구원으로 근무중  
 주요관심분야 : 센서융합, 퍼지시스템 등



**한헌수(HernSoo Hahn)** 정회원

1981년 : 숭실대학교 전자공학과 (학사)  
 1981년 : 연세대학교 대학원 전자공학과 (석사)  
 1991년 : University of Southern California 대학원 전기공학과 졸업(박사)  
 1992년 ~ 현재 : 숭실대학교 정보통신 전자공학부 부교수

주요관심분야 : 물체인식, 센서융합, 이동로봇 등