

로봇 손의 물체 인식을 위한 최적 접촉포즈 결정 알고리즘

김 중 익(金鍾益), 한 헌 수(韓獻洙)
숭실대학교 정보통신전자공학부
전화 : (02) 821-2050 / 팩스 : (02) 821-2050

Determination of an Optimal Contact Pose for Object Recognition Using a Robot Hand

Jongik Kim, Hernsoo Hahn
School of Electronics Engineering Soongsil University
E-mail : hahn@logos.soongsil.ac.kr

Abstract

In this paper, we propose a new object representation method and matching algorithm for object recognition using a 3-fingered robot hand. Each finger tip can measure normal vector and shapes of a contacting surface. Object is represented by the inter-surface description table where the features of a surface are described in the diagonal and the relations between two surfaces are in the upper diagonal. Based on this table, a fast and efficient matching algorithm has been proposed. This algorithm can be applied to natural quadric objects.

I. 서론

로봇 손이 인식 능력을 가지면 물체의 조작명령을 수행하는 로봇이 자율적으로 주어진 작업을 수행할 수 있고 따라서 로봇의 제어를 단순화할 수 있기 때문에 로봇 손에 인식능력을 부여하기 위한 센서 시스템에 대한 연구는 매우 활발하게 진행되고 있다.[1-6] 예를 들면, Javad Dargahi[3]은 두 개의 압전 소자의 접촉시 발생하는 신호를 이용하여 표면의 거칠기를 측정할 수 있는 센서 시스템을 제안했으며 Yuji[4]는 pressure - conductive 매체를 이용하여 접촉력과 온도, 그리고 표면의 거칠기를 측정하였으며, 한헌수[5,6]는 광촉각센서와 역각센서를 융합한 촉각센서를 이용하여 접촉면의 종류 및 접촉점에서의 법선 벡터를 동시에 측정하였다. 이렇게 다양한 기능을 가진 촉각센서들에 대한 연구가 활발함에도 불구하고 접촉센서를 이용한 물체의 인식에 관한 연구는 카메라나 근접센서 등을 통해 얻은 정보를 이용하는 연구에 비해 상대적으로 매우 미약했다. 이는 접촉센서들이 제공하는 정보가 국부적인 것이어서 물체를 인식하거나 포즈를 결정하기에는 정보의 양이 부족하기 때문이다. 국부적인 정보를 이용할 수밖에 없는 접촉센서를 이용한 인식알고리즘들은 센서의 위치를 적극적으로 이동하며 여러 차례의 접촉을 통해 물체를 인식하는 능동측정(active sensing)기

법을 사용하고 있다. 능동 측정 방법을 기반으로 많은 연구 결과들이 발표되었다. 한헌수[5]는 세 손가락 로봇 손을 이용하여 각 접촉점의 종류 및 법선 벡터를 통해 구, 원뿔, 원통 등의 자연 2차 물체의 Primitives의 인식방법을 제안하였으며 L. Carotenuto[7]은 Tactile 이미지를 Fuzzy 이론을 적용하여 해석하는 방법을 제안하였다. 또한 A. Baader[8]은 수 백여개의 접촉점 데이터를 통해 신경망을 이용한 물체의 외형을 재구성하는 방법을 제안하였다. 기존에 이러한 인식 방법들은 인식 대상 자체가 한정되어 있거나 접촉 데이터를 많이 필요로 하는 단점, 또는 접촉 회수를 줄이기 위해 수많은 센서들을 요구한다.

본 논문에서는 접촉면의 종류(평면, 원통면, 구면, 오목/볼록여부)를 인식하고 접촉점의 법선 벡터를 측정하는 촉각센서[5]를 3개의 손가락에 부착한 로봇 손을 이용하여 3차원물체를 인식하고 포즈를 결정하는 능동측정 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 물체의 방향 및 면의 종류를 단순하게 표현하고 추가적인 센서의 측정 회수를 최소화하도록 센서의 측정 포즈를 결정한다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 로봇 손 시뮬레이터를 이용하여 모의실험 하였다. 로봇 손 시뮬레이터는 손가락의 수 및 위치, 손가락의 기능을 정의하면 로봇 손의 동작을 실현해주는 기능을 갖고 있다. 모의실험 결과 제안된 알고리즘은 최소한의 측정을 통해 물체를 인식하고 포즈를 결정하고 있음을 보여주었다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 제안하는 능동측정 방법에 적합한 물체의 표현 기법에 대해 알아보고 3장에서는 정합 하는 과정, 4장에서는 한번의 접촉으로 정합이 되지 않은 경우 최적의 다음 접촉 포즈를 결정하는 알고리즘에 대해서 설명한다. 5장에서는 시뮬레이션을 통해 제안된 알고리즘의 성능을 평가하고 분석한다.

II. 물체의 표현

본 논문에서는 인식 대상을 3차원 자연 2차 물체로 제한한다. 자연 2차 물체는 평면, 원통면, 원뿔면, 구면

을 “구성 단위면”으로 하여 이들의 조합으로 이루어진 3차원 물체이다. 또한 로봇 손은 물체에 대해 임의의 위치에서 접근 가능하며 접촉시 물체의 움직임은 없다고 가정한다.

로봇 손에 부착되는 촉각센서[7]는 자연 2차 물체인 접촉면의 종류, 즉 평면, 원통면, 구면 및 이들의 블록, 오목 여부를 판단하고 접촉점에서의 법선 벡터를 측정하는 기능을 갖는다. 이들 정보는 물체의 국부적인 것이므로 물체의 표현기법은 물체에 대한 부분적인 정보를 이용한 정합이 용이하게 이루어지는 구조를 가져야 하며, 임의의 위치, 또는 회전에 관계없는 형태로 표현되어야 한다.

본 논문에서는 센서가 제공하는 정보가 면의 특징(면의 종류와 법선 벡터)이므로 다면체를 단위 법선 벡터로 표현하는 Extended Gaussian 표현기법을 확장하여 각 면을 면의 종류를 무게값으로 갖는 면 특성 벡터로 표현하고 물체는 이들의 조합으로 정의하고 표면간 관계표로 표현한다. 물체를 표면간 관계표를 이용하여 면간의 관계로 표현하는 이유는 로봇 손과 물체와의 접촉이 물체의 모서리나 꼭지점보다는 물체의 면에서 더 많이 발생하기 때문이다.

표면간 관계표는 임의의 두 면에 접촉이 이루어진 경우를 가정하여 두 접촉점에서의 가능 각도, 거리, 그리고 두 접촉면이 만나서 이루는 물체의 특징(점, 선, 접촉 없음) 등으로 구성된다. 이와 같은 물체의 특징 정보들은 물체의 정합시 데이터베이스의 비교 과정을 단순화하여 빠른 속도의 정합이 가능하게 한다. 예를 들어 한 면의 길이가 1인 정육면체의 표면간 관계표가 표 1에 주어졌다. 표 1에서 대각선에 놓이는 칸은 두 개의 접촉점이 해당 면에 동시에 이루어진 경우를 면의 종류, 두 법선 벡터 사이의 최소/최대 각도, 두 접촉점 사이의 최소/최대 거리의 5개 항목이 벡터의 형태로 주어진다. 벡터의 처음 항 ‘평면’은 접촉면의 형태가 평면임을 나타내고 두 번째, 세 번째 항 0은 두 접촉점에서의 얻어진 법선 벡터가 이루는 각도의 범위를 나타낸 것으로 동일한 평면에서의 두 법선 벡터 사이의 각은 0°가 되게 된다. 네 번째, 다섯 번째 항 (0, $\sqrt{2}$)는 두 접촉점간의 최소거리는 0이고 최대거리는 (한 면이 길이 1인 정사각형이므로) $\sqrt{2}$ 가 됨을 나타낸다. 따라서 주어진 정육면체의 경우 모든 대각선 칸을 동일한 벡터, [평면, 0, 0, 0, $\sqrt{2}$]를 갖는다.

대각선 위에 놓이는 칸은 접촉이 서로 다른 면에서 이루어진 경우를 두 면이 만나서 이루는 경계의 형태, 두 법선 벡터 사이의 가능각도, 두 접촉점 사이의 최소/최대 거리의 5개 항목이 벡터로 표현한다. 예를 들어 두 접촉점이 서로 다른 면에 발생한 경우, a 면과 b면에 접촉이 발생했다면 첫 번째 항, ‘선’은 두 면이 만나 이루는 경계의 형태가 선임을 나타낸다. 두 번째 (90°, 90°)는 두 면의 법선 벡터가 이루는 각의 범위이고 곡면이 아닌 평면이므로 최소/최대 각 모두 90°가 된다. 마지막 두 항(0, $\sqrt{3}$)은 접촉면이 a면과 b면인 경우 두 접촉점 사이의 가능한 거리의 범위를 나타낸다. 최대 거리는 정육면체의 대각 방향거리로써 $\sqrt{3}$ 이 된다. 대각선 아래 부분은 대각선 위쪽 부분과 동일하므로 별도로 정의하지 않는다.

표 1 한 면의 길이가 1인 정육면체의 표면간 관계표

	a	b	c	d	e	f
a	평면, 0, 0, 0, $\sqrt{2}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$	선, 180, 90, 0, $\sqrt{3}$
b		평면, 0, 0, 0, $\sqrt{2}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$	선, 180, 180, 0, $\sqrt{3}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$
c			평면, 0, 0, 0, $\sqrt{2}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$	선, 180, 180, 0, $\sqrt{3}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$
d				평면, 0, 0, 0, $\sqrt{2}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$
e					평면, 0, 0, 0, $\sqrt{2}$	선, 90, 90, 0, $\sqrt{3}$
f						평면, 0, 0, 0, $\sqrt{2}$

이와 같은 표면간 관계표만으로 물체를 표현하는 경우 표현의 유일성(uniquness)에 문제가 있다. 다시 말하면 표면간 관계표는 면간의 관계를 각 면의 법선 벡터 사이의 각도나 면 사이의 거리로 표현하기 때문에 물체가 서로 다르더라도 물체의 면간 관계가 같다면 동일한 표면간 관계표로 표현이 가능하다.

이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 물체의 무게중심을 원점으로 하는 물체의 완전한 표현을 가능한 데이터를 부가적인 정보로써 이용한다. 이 데이터는 두 물체의 표면간 관계표가 서로 같은 경우에만 이용되도록 한다.

III. 표면간 관계표를 이용한 물체 인식

주어진 물체를 인식, 즉 데이터 베이스의 참조 모델 중에서 주어진 물체와 동일한 특성을 갖는 모델을 찾아내기 위해서 다수의 손가락에 부착된 센서들이 접촉을 통해 제공한 물체 정보를 이용한다. 제공된 접촉점들에 대한 물체 정보가 참조 모델의 데이터베이스와 비교 정합에 충분하지 않으면 필요한 추가 정보를 획득하기 위해 최적의 다음 측정 위치를 결정하여 정합을 시도한다. 물체를 인식하는 과정은 그림 1과 같다.

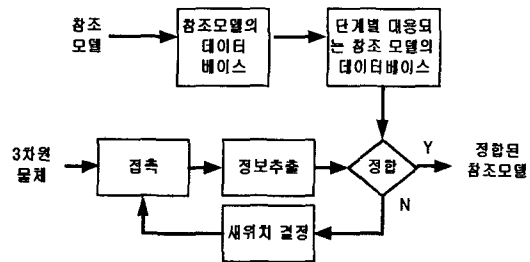


그림 1 인식과정

표면간 관계표로 참조 모델 데이터베이스가 구성된 경우 이를 기반으로 물체를 인식하는 기법을 설명하기 위해 세 손가락을 갖는 로봇 손이 제공하는 정보를 이용하는 경우에 대해서 먼저 설명한다.

세 개의 손가락의 갖는 로봇 손의 경우 한번의 접촉

으로 얻을 수 있는 정보는 3개의 접촉점에 대한 위치, 접촉점에서의 법선 벡터, 접촉면의 종류이다. i 번째 손가락에 부착된 센서로부터 얻어지는 정보는 다음과 같이 표현된다.

$$T_i = \{ p_i, n_i, s_T \}$$

여기서 p_i 는 접촉점의 좌표이고 n_i 는 접촉점의 법선 벡터이다. s_T 는 접촉면의 종류를 표시한다. p_i 와 n_i 는 다음과 같이 표현된다.

$$p_i = (x_i, y_i, z_i)$$

$$n_i = (o_x, o_y, o_z)$$

접촉점 p_i 는 운동학을 이용하여 얻어지고 접촉점에서의 법선 벡터 n_i 는 사용하는 센서에 의해 측정된 값을 로봇 손의 좌표계를 기준으로 표현한 것이다.

한번의 접촉에서 $\{T_1, T_2, T_3\}$ 의 세 벡터 집합이 얻어지며 i 번째와 j 번째 ($i, j = 1 \sim 3, i \neq j$) 접촉점간의 특징은 다음 식으로 얻을 수 있다.

$$\theta_{ij} = \arccos \frac{n_i \cdot n_j}{|n_i| |n_j|} = \arccos \frac{n_i \cdot n_j}{\sqrt{n_i \cdot n_i} \sqrt{n_j \cdot n_j}}$$

$$l_{ij} = \sqrt{(o_x - o_x)^2 + (o_y - o_y)^2 + (o_z - o_z)^2}$$

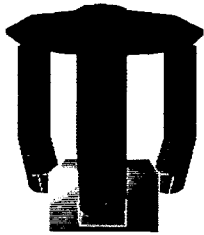


그림 2 정육면체의 세면에 각 손가락이 접촉한 모양

예를 들어 그림 2와 같이 접촉이 이루어지는 경우 세 개의 손가락은 물체의 이어지는 세면에 접촉하고 있다. 각 세 점의 좌표는 (0.5, 0, 0) (0, 0.5, 0) (-0.5, 0, 0) 이고 각각의 법선 벡터는 (1, 0, 0) (0, 1, 0) (-1, 0, 0) 이다. 정육면체는 모두 평면으로만 이루어져 있으므로 세 점 모두 접촉면의 형태는 평면이 된다.

세 법선 벡터 사이의 각을 구하면 $\theta_{12} = \theta_{23} = 90^\circ$, $\theta_{13} = 180^\circ$ 이고 각 접촉점들간의 거리는 $l_{12} = l_{23} = \sqrt{2}/2$, $l_{13} = 1$ 이다. 구해진 θ 와 거리값 l 그리고 접촉면의 형태값을 이용해서 표1의 표면간 관계표와 비교하면 다음의 24가지의 조합을 얻게 된다. (abd, ace, adb, aec, baf, bce, bec, bfa, caf, cbd, cdb, cfa, daf, dce, dec, dfa, eaf, ebd, edb, dfa, fbd, fce, feb, fec)

IV. 분별력을 고려한 최적의 측정 포즈 결정 기법

능동측정 기반의 인식에 있어서 최상의 경우는 물체에 대한 초기 접촉만으로 인식이 완료되는 것이다. 그러나 물체에 대한 사전 지식이 없이 임의의 위치에 접

근하여 물체에 접촉하는 초기 측정에서 최적의 정보를 획득하기란 거의 불가능하다. 따라서 대부분의 능동측정 기법들은 어떠한 방법으로든 초기 접촉을 통해 획득한 정보를 이용하여 모델물체에서 정합 되는 물체들을 선택하고 다음 접촉을 통해 얻어지는 추가정보를 통해 정합 되는 모델물체의 수를 줄이는 과정을 반복하여 최종적으로 하나의 정합물체를 결정하는 가정과 입증(hypothesis & proof) 방법을 사용한다. 본 논문에서는 초기 측정을 임의 탐색 기법을 이용하고 이후에는 가정과 입증 기법을 이용하여 물체를 인식한다. 이 경우 인식의 속도는 초기 접촉 이후의 새로운 접촉에서 얼마나 많은 수의 가정을 효과적으로 제거하여 가정의 범위를 좁힐 수 있는가에 달려있다.

정합 과정 결과는 다음과 같은 세 가지 경우중 하나이다: 1) 정합 되는 물체가 없는 경우, 2) 하나의 모델 물체가 정합 되는 경우, 3) 복수개의 모델 물체가 정합 되는 경우. 정합의 결과가 1또는 2의 경우라면 더 이상의 인식과정이 필요 없다. 그러나 인식이 완료되지 않은 3의 경우라면 복수의 정합모델 중 가장 적합한 것을 찾기 위해 추가적인 정보를 필요로 한다. 복수개의 정합 되는 모델 물체 중에서 정확한 정합 이외의 모델 물체를 제거하기 위해 좀더 결정적인 정보를 얻기 위해서는 로봇 손의 또 다른 포즈가 결정되어야 한다. 측정 물체의 모델로 인정되는 가정의 수를 최소화할 로봇 손의 다음 포즈를 결정할 때 사용하기 위해 평가 지수를 정의한다.

평가지수(M)는 현재 접촉에서 다음 접촉 포즈를 결정할 때 다음 접촉으로 제거 가능한 물체의 개수를 기반으로 한다. 평가지수 M 은 다음과 같이 정의한다.

$$M = \frac{\text{다음 접촉으로 제거 가능 모델 수}}{\text{남은 모델 수}}$$

정합과정에서 각각의 참조모델에 대한 정합 가능 수 및 각각에 정합 가능 면들의 리스트가 생성된다. 리스트의 각각의 정합 가능 면들에 따라 물체의 포즈를 가 정할 수 있다. 가정된 포즈에 따라 Object를 인식 가능한 최적 경로 탐색이 가능하다. 최적 경로는 추가되는 접촉을 최소로 할 수 있는 접촉 포즈로 결정된다. 표면간 관계표를 통한 정합은 분별력이 큰 면들을 최대로 접촉할 경우 인식 속도를 크게 향상시킬 수 있다. 이는 정합 알고리즘이 면들간의 관계를 이용한 표면간 관계표를 이용하므로 면들에 대한 정보가 많을수록 정합이 용이하기 때문이다. 그러므로 가정된 포즈에 따라 정합에 알맞은 다음 접촉면을 찾게 된다. 그러나 가정된 포즈 및 물체들의 모든 포즈를 통하여 다음 포즈를 결정 할 수 없으므로 현재의 접촉점의 반대방향의 접촉을 가정으로 접촉될 수 있는 점들을 찾는다. 예를 들어 세 손가락 로봇 손의 경우 현 접촉으로 3개의 법선 벡터를 구할 수 있고 그 각각의 정반대 방향의 법선 벡터를 가지는 면을 표면간 관계표에서 찾는다. 만약 정반대 방향의 법선 벡터를 찾을 수 없을 경우 그에 가장 가까운 면을 찾는다. 찾아진 그 면들을 다음 접촉 예상 면으로 한다. 모든 물체에 대해 다음 접촉 예상 면들을 그 면에 접촉이 있음을 예상하고 각각의 예상 접촉을 추가하여 그 물체들을 정합시켰을 때 정합 완료가 가능한 물체들을 찾는다. 이렇게 정합이 완료된 물체들을 정합완료 예상물체로 하여 각각의

세 접촉 예상 면들 중 M 이 가장 커지는 면을 찾는다. 그 면을 다음 접촉점으로 정하고 이동 위치를 계산한다.

V. 로봇 손 시뮬레이터를 이용한 모의실험

본 논문에서 제안한 알고리즘은 로봇 손 시뮬레이터를 이용하여 검증하였다. 로봇 손 시뮬레이터는 로봇 손이 가지는 손가락의 수와 각 손가락의 관절 수, 그리고 각 관절의 회전 혹은 이동 범위가 주어지면 손의 동작범위 및 작업의 범위를 3차원 그래픽을 이용하여 실현하는 기능을 갖는다. 본 시뮬레이션 프로그램은 로봇 손에 특별한 제한을 두지 않았기 때문에 새로운 로봇 손을 추가하여 시뮬레이션이 가능하다. 본 논문에서는 [5]에서 개발한 센서가 장착된 세 손가락 로봇 손을 이용하여 시뮬레이션을 행하였다. 각 로봇 손은 각각의 손끝을 반구로써 모델링 하였고 각각의 마디들은 원기둥으로써 모델링 하였다. 손에서의 센서의 위치는 각각의 손가락 끝의 반구에만 있다고 가정한다. 로봇 손은 로봇 손의 손가락 수, 각 손가락의 마디 수, 마디의 길이, 마디의 회전 범위 등으로 구성되어 있으며 이 파일을 시뮬레이션 과정 중에 프로그램에서 불러와서 실행을 하게 된다. 초기 물체의 위치는 원점에 있게 되고 로봇 손은 물체와 접촉이 없는 임의의 점에 위치하게 된다. 또한 물체는 손의 모든 부분과 접촉할 수 있으며 접촉이 일어나도 움직이지 않는다. 각 손가락의 센서는 접촉면의 형태(평면, 구면, 원통면, 오목/볼록 여부)와 접촉면에서의 법선 벡터를 측정할 수 있다.

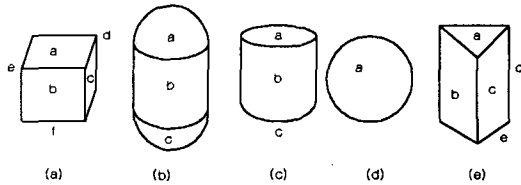


그림 3 실험에 이용된 모델

제안된 알고리즘으로 정육면체, 육면체, 캡슐형 물체, 원통, 구, 삼각기둥, 육각기둥, 팔각기둥 등의 물체에 대해 크기별로 다섯 가지씩 총 40종의 참조모델에 대해서 모의실험을 하였다.

표 2 인식까지의 접촉횟수

참조모델	1차결과	2차결과	참조모델	1차결과	2차결과
정육면체	3	2	구	1	1
육면체	3	3	삼각기둥	1	2
캡슐형	1	2	육각기둥	3	3
원통	2	1	팔각기둥	4	3

모의 실험 결과 1번의 접촉으로 30 % 물체를 인식하였으며 최대 4번의 접촉으로 나머지 물체들을 인식하였다. 대부분의 물체의 경우 3번 이내의 접촉에서 인식 가능하였다. 물체의 종류를 다르게 하여 16개로 제한한 경우 대부분 1번으로 인식하였으며 모두 2번

이내에 인식이 가능하였다. 같은 종류(예: 정육면체)의 물체를 크기별로 데이터베이스를 만든 경우 각각의 크기만 다르고 특징이 비슷하므로 인식에 악영향을 주었다. 인식의 결과는 초기 위치에 따라 약간의 차이를 보여주고 있다.

VI. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 접촉면의 종류 및 접촉점에서의 법선 벡터를 측정하는 센서를, 무작한 로봇 손이 최소 회수의 접촉을 통해 물체를 인식하기 위한 물체 표현 방법, 정합 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 시뮬레이션 결과 짧은 회수의 접촉만으로 해당 물체를 인식 할 수 있었으며 대부분의 물체들의 경우 한번의 접촉만으로도 그 물체를 인식 할 수 있었다.

현재로서는 표면간 관계표만으로는 다양한 자연 2차 물체에 대해 표현이 용이하지 않은 단점이 있다. 또한 복잡하고 일정 수 이상의 물체들이 데이터베이스에 존재하면 인식의 성능이 떨어지게 되므로 이를 향상시킬 수 있는 추가적인 정보가 추가되도록 표현방법을 보강해야 한다.

그리고 현재의 다음 포즈 결정 방법은 접촉된 면들의 반대 방향에 상대편 면이 있을 것이라는 가정으로 그 면들의 인식가능정도를 판별하고 있으나 전체적인 물체의 정보를 이용한다면 다음 접촉 포즈를 좀 더 효율적으로 결정할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] M. Charlebois, K. Gupta and S. Payandeh, "Curvature Based Shape Estimation Using Tactile Sensing", Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3502-3507, 1996.
- [2] S. Caselli, C. Magnanini, F. Zanichelli and E. Caralli, "Efficient Exploration and Recognition of Convex Objects Based on Haptic Perception", Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3508-3513, 1996.
- [3] Javad Dargahi, Shahram Payandeh, "Surface texture measurement by combining signals from two sensing elements of a piezoelectric tactile sensor", Proceedings of the Sensor Fusion: Architectures, Algorithms, and Applications II, pp. 122-128, 1998.
- [4] J. Yuji, K. Shida, "A New Multi-Functional Tactile Sensing Technique for Simultaneous Discrimination of Material Properties", Proceedings of the IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, pp. 1029-1032, 1998.
- [5] 한현수, "Recognition of 3D Objects by a 3-Fingered Robot Hand Equipped with Tactile and Force Sensors", Proceeding of the 1994 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems(MFI'94), pp. 297-304, 1994.
- [6] 한현수, "3차원 접촉면의 인식 및 위치의 결정을 위한 광촉각 센서와 역학 센서의 다중센서시스템", 대한전자공학회논문지-A, 제 33-A권2호, pp.10-19, 2월, 1996.
- [7] L. Carotenuto, D.Famularo, P. Muraca and G.Raiconi, "A Fuzzy Classifier for Tactile Sensing", Journal of Intelligent and Robotic systems 20, pp. 71-86, 1997.
- [8] A. Baader, G. Hirzinger, "A Self-Organizing Algorithm for Multi-Sensory Surface Reconstruction", IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, August, 1998.