

3 차원 영상처리 기술을 이용한 Grasp Planning 의 최적화

이현기*, 김성환*, 최상균**, 이상통**

The Optimal Grasp Planning by Using a 3-D Computer Vision Technique

Hyun Ki Lee*, Song Hwan Kim*, Sang Kyun Choi** and Sang Ryong Lee**

ABSTRACT

This paper deals with the problem of synthesis of stable and optimal grasps with unknown objects by 3-finger hand. Previous robot grasp research has mainly analyzed with either unknown objects 2-dimensionally by vision sensor or known objects, such as cylindrical objects, 3-dimensionally. As extending the previous work, in this study we propose an algorithm to analyze grasp of unknown objects 3-dimensionally by using vision sensor. This is archived by two steps. The first step is to make a 3-dimensional geometrical model for unknown objects by using stereo matching. The second step is to find the optimal grasping points. In this step, we choose the 3-finger hand which has the characteristic of multi-finger hand and is easy to model. To find the optimal grasping points, genetic algorithm is employed and objective function minimizes the admissible force of finger tip applied to the objects. The algorithm is verified by computer simulation by which optimal grasping points of known objects with different angle are checked.

Key Words : Stereo Matching(스테레오 정합), Grasp Planning (잡기계획), Genetic Algorithm (유전자 알고리즘)

1. 서론

인간은 물건을 보고 직관적으로, 경험적으로 물건을 잡게 된다. 하지만 로봇의 경우는 그렇지 못하다. 인간의 조작에 의해서나 계산에 의한 결과를 가지고 물건을 잡게 된다. 하지만 인간이 로봇을 조작할 수 없는 장소나, 물건에 대한 정보가 전혀 없는 공간에서 로봇이 작업해야 하는 상황이 된다면 계산적으로, 인간의 조작에 의한 작업을 할 수 없게 된다.

이런 문제들을 해결하기 위해 1980 년부터 잡기계획(grasp planning)이라는 제목으로 많은 연구들이 행하여져 왔다. 잡기계획에 있어서 가장 중

요시되는 것은 손가락의 위치와 힘의 적용에 대한 안정성이다.

잡기계획에 있어서 가장 기초가 되고 중요한 토대가 되는 것은 Nguyen^[1]에 의해 소개되어진 "Force Closure"의 개념이다. 마찰을 고려하고, 물체와 그리퍼와의 접촉을 점 접촉으로 고려하여 안정적인 잡는 점(grasping point)을 찾는 방법을 제시하였다. 유연한 잡는 시스템을 구현하기 위해서 여러 논문에서 비전 센서를 장착한 시스템을 연구하였다. Hauck^[2]는 임의의 물체를 두 대의 카메라를 이용하여 3-차원 공간상에서 2-손가락 그리퍼의 잡는 점을 찾는 알고리즘을 개발하였고, Morales^[3]는 임의의 물체를 한대의 고정된 카메라를 이용하

* 2002 년 1 월 10 일
* 경북대학교 대학원 기계공학과
** 경북대학교 기계공학부

여 2-손가락 그리퍼의 최적의 잡는 점을 찾는 알고리즘을 개발하였다.

이와는 별도로 3-손가락 이상의 다손가락 (multi-finger)의 최적 잡는 점에 대한 연구도 많이 되어져 왔다. 다손가락은 2-손가락과는 다르게 2-차원 해석이 불가능하여, 알고 있는 물체들을 이용하여 3 차원에서 해석을 수행하였다. Borst^[4]는 “Grasp Quality”^[5]를 이용하여 빠르고, 강건한 잡는 점을 찾는 알고리즘을 제시하였고, Katada^[6]는 리아프노프 안정도해석(Lyapunov Stability) 이론을 도입하여 안정한 잡는 점을 찾고, “Evolution Programming”을 이용하여 최적의 점을 찾는 알고리즘을 개발하였다.

본 논문에서는 임의의 물체를 두 대의 카메라를 이용하여 3-차원으로 해석하고, 해석된 물체를 바탕으로 3-손가락 그리퍼의 최적의 잡는 점을 찾는 것을 목적으로 하고 있다. 따라서 논문의 방향은 Fig. 1 에서 볼 수 있듯이 크게 두 가지로 할 수 있다.

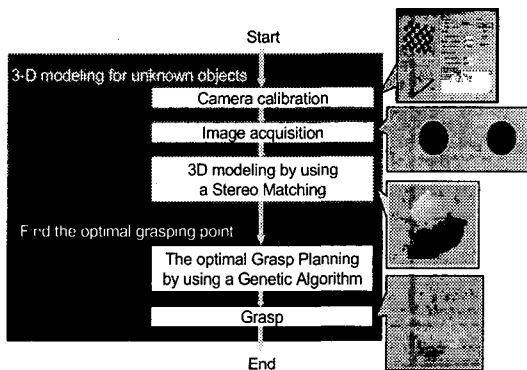


Fig. 1 Direction of this study

첫째로 임의의 물체에 대한 3-차원 해석을 하는 부분과 지금까지의 논문들에서 볼 수 있듯이 한대의 카메라를 이용함으로써 물체의 높이에 대한 정보를 얻을 수 없었고, 다손가락 그리퍼의 해석은 전혀 불가능했다. 이를 보완하기 위해서 본 논문에서는 두 대의 카메라를 사용하였고, 스테레오 정합이라는 3-차원 영상처리 기술을 이용하여 물체를 3-차원으로 인식 시켰다. 둘째로, 스테레오 정합을 이용하여 인식되어진 3-차원의 물체를 이용하여 최적의 잡는 점을 찾는 부분이다. 앞서 언

급한 논문들에서 다손가락에 대한 해석은 많이 되어져 왔다. 하지만 알고 있는 물체, 즉 지름과 높이와 같은 물체의 정보를 알고있는 원통등과 같은 물체들을 사용하였다. 본 논문에서는 이를 확대하여 알지 못하는 물체에서 해석을 수행 할 수 있는 알고리즘을 제시하였다.

2.3-차원 영상처리 기술

본 논문에서는 Fig. 2 에서 보는 바와 같이 두 대의 카메라를 이용하여 3-차원 물체를 인식시키는 방법인 스테레오 정합을 사용하였다. 이 방법은 인간의 시각체계를 형상화한 것이라 볼 수 있다.

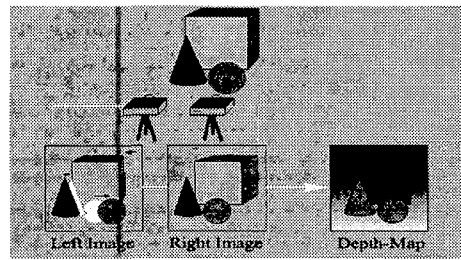


Fig. 2 Principle of stereo matching

스테레오 정합에는 여러 종류가 있다. 먼저 정합 요소에 따라 특징 기반법과 영역 기반법으로 나눌 수 있고, 둘째로 카메라의 내부, 외부 파라미터들을 알고 있느냐, 모르고 있느냐에 따라 Calibrated, Uncalibrated Stereo Matching 으로 나눌 수 있다. 본 연구에서는 특징 기반법을 기초로 한 Calibrated Stereo Matching 을 수행하였다.

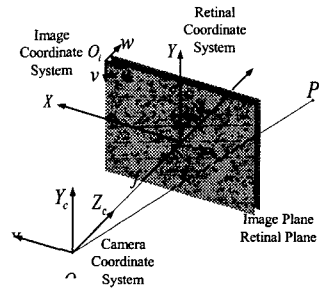


Fig. 3 Pinhole Camera Model

2.1 카메라 모델링

2.1.1 Pinhole 카메라 모델

일반적인 카메라는 Fig. 3 과 같이 모델링 할 수 있다. Fig. 3 에서 f 는 초점거리(focal distance), O_c 는 초점점(focal point), C 는 영상의 중심(image center), P 는 실제의 3-차원 점이고, P_d 는 P 점이 실제 영상에서 보이는 점의 위치를 가리키고, P_u 는 P 점이 camera coordinate 에서 이상적으로 위치 하는 점의 위치를 가리킨다.

위의 모델에서 아래와 같은 관계를 구할 수 있다.

$$sm_i = M_{int} M_{ext} \begin{bmatrix} M \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

식 (1)에서 s 는 일반적인 상수로 물체와의 깊이 정보를 가리키고, m_i 는 image coordinate 에서의 p_d 의 좌표를 가리키고, M 은 global coordinate 에서의 p_d 의 좌표를 가리킨다. 또, M_{int} 은 카메라의 초점거리와 광중심으로 이루어진 내부 파라미터 (intrinsic parameter)를 가리키고, M_{ext} 은 카메라의 회전과 병진의 파라미터로 이루어진 외부 파라미터(extrinsic parameter)를 가리킨다.

2.1.2 Calibrated Stereo Camera

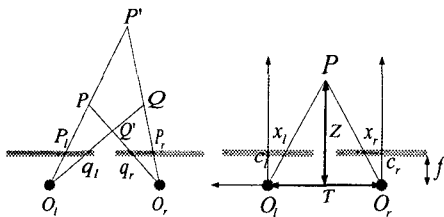


Fig. 4 Calibrated Stereo Camera

Fig. 4 는 두 카메라의 광축이 평행하게 배치되어 있는 구조를 보여주고 있다. f 는 각 카메라의 초점거리를 나타내고, T 는 두 평행 광축 사이의 거리를 나타내고, O_l 과 O_r 은 투영의 중심점이고, $x_l - x_r$ 은 디스페리티(disparity)라고 하여 스테레오 정합에 있어서 실제 거리를 구하는 중요한 파라미터가 된다. Fig. 3 에서 실제물체의 점과 좌 · 우측

영상에 나타난 점의 기하학적인 구조를 이용하면 실제점의 거리를 구할 수 있다.

$$Z = \frac{T \times f}{x_l + x_r} \quad (2)$$

2.2 스테레오 정합의 순서도

스테레오 정합의 순서도는 Fig. 5 와 같고, 두 개의 큰 부분으로 나누어 볼 수 있다. 전체의 점들 중에서 일부의 점을 선택하여 그 점들의 관계를 확인하는 초기정합 부분과 점들의 관계를 이용하여 밀도정합(Dense Matching)을 하는 부분으로 나눌 수 있다. 일부 점들의 관계를 확인하는 부분인 초기정합과정에는 특징점 추출과정과 초기 정합 과정, 잘못된 점들을 가려내는 LMedS 과정이 있다.

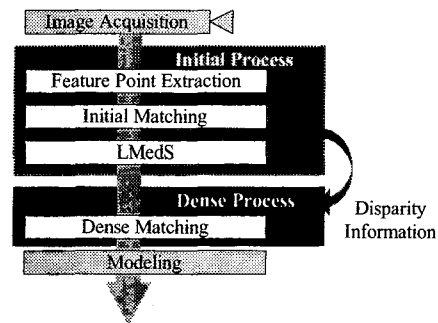


Fig. 5 Overview of Stereo Matching

2.3 특징점 추출

본 연구에서는 Plessey Modified Corner Detector^[7] 를 사용하였다. 행렬 M 을 고려하자.

$$M = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 & \left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right) \\ \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right) & \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기에서 $I(x, y)$ 는 흑백영상에서 명암을 가리킨다. 만약 행렬 M 의 값이 큰 값을 가지면 어떤 방향으로든 흑백영상의 명암 변화가 큰 특징점

이 된다. 이것을 하나의 파라미터로 표현하면 아래의 식과 같다.

$$R = \det M - k(\text{trace } M)^2 \quad (4)$$

여기에서 k 는 0.04^[7]로 한다. Fig. 6 은 특징점 추출의 결과를 보여주고 있다.

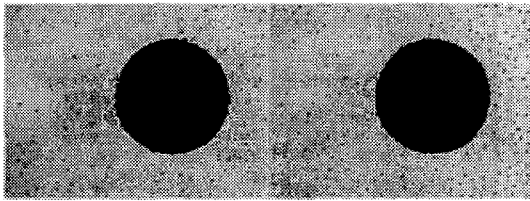


Fig. 6 Feature Point Extraction

2.4 초기 정합 (Initial Matching)

정합이라 함은 실제 사물에서 같은 한 점을 좌, 우측 영상에서 찾아내는 과정을 이야기 한다. 본 연구에서는 Scott 와 Longuet-Higgins^[8]에 의해 제안된 SVD^[9]을 이용한 초기 정합방법을 사용하였다.

첫 번째 영상의 특징점들을 $m_i (i=1, \dots, l)$, 두 번째 영상의 특징점들을 $m_j (j=1, \dots, n)$ 이라 하면 아래의 $l \times n$ 의 크기의 G 행렬을 만들 수 있다.

$$G_{ij} = \left[\frac{c_{ij} + 1}{2} \right] e^{-r_{ij}^2 / 2\sigma^2} \quad (5)$$

여기에서, c_{ij} 는 평활상관계수(normalized correlation coefficient), r_{ij} 는 두 정합점 사이의 거리, 즉 $\|m_i - m_j\|$ 이다. 이렇게 계산된 G 행렬을 SVD^[9] 하고 나면 $G = UDV^T$ 가 되고, D 의 대각선 항을 모두 1로 만들고, E 라고 하면,

$$P = UEV^T \quad (6)$$

위의 P 행렬에서 행과 열 가장 큰 값을 가지면 그 행과 열에 해당하는 좌우측 특징점이 정합점이 된다. Fig. 7 은 그 결과를 보여주고 있다.

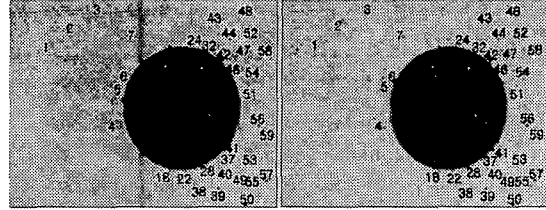


Fig. 7 Initial Matching

2.5 LMedS

이 방법은 초기 정합에서 찾아진 정합점 중에서 정확한 값들을 찾기 위해 도입되었다.

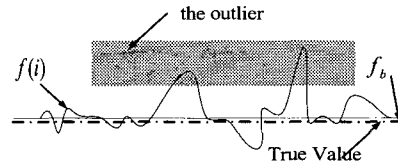


Fig. 8 Principle of LMedS

본 연구에서 Fig. 8 에서 outlier 는 잘못 정합된 점들을 가리키고, 이런 점들을 LMedS^[16]의 방법을 이용하여 제거하였다. LMedS 방법은 uncalibrated stereo matching 의 개념에서 epipolar geometry 에 적용되었고, outlier 를 제거하고 fundamental matrix 를 찾기위해 사용되어졌다. 본 논문에서는 outlier 를 제거하는 기능으로 사용하였다. LMedS 방법을 알기위해 epipolar geometry 와 fundamental matrix 에 대해 먼저 알아보자.

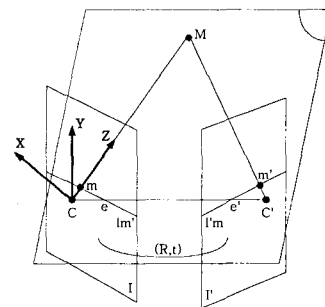


Fig. 9 Epipolar Geometry

2.5.1 Epipolar Geometry

Epipolar geometry 는 일반적인 스테레오 정합의 기하학적인 구조를 가리킨다. Fig. 9 와 같이 두 대의 pinhole 카메라가 임의의 취치에 놓여져 있는 구조이다.

Fig. 8 을 epipolar geometry 라고 하고, e 와 e' 를 epipole 이라 하고, em 을 epipolar line 이라 한다.

위의 그림에서 두 좌. 우측 카메라 모델을 얻을 수 있다.

$$sm_i = M_{int} \begin{bmatrix} I & 0 \\ & M \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$s'm'_i = M_{int}' \begin{bmatrix} R & T \\ & M \end{bmatrix} \quad (8)$$

위의 두 식을 정리하면 아래의 식을 얻을 수 있다. 이때

$$t = \begin{bmatrix} 0 & -T_z & T_y \\ T_z & 0 & -T_x \\ -T_y & T_x & 0 \end{bmatrix}$$

라 하면 아래의 식과 같이 정리할 수 있다.

$$m_i^T M_{int}'^{-T} t R M_{int}^{-1} m_i = 0 \quad (9)$$

위의 식을 epipolar equation 이라 하고, 아래와 같이 image coordinate 로 다시 쓸 수 있다. 여기에서 F 를 fundamental matrix 라 한다.

$$m_i^T M_{int}'^{-T} t R M_{int}^{-1} m_i = m_i^T F m_i = 0 \quad (10)$$

2.5.2 Eight-point algorithm

이 방법은 Hartley^[14]에 의해 제안되었고, 선형적으로 fundamental matrix 를 구하는 방법이다. 첫 번째 영상의 한 특징점 $m_i = [x \ y \ 1]^T$ 라 하고, 이 점에 정합 되는 두 번째 점을 $m'_i = [x' \ y' \ 1]^T$ 라 하면 이 두 점의 관계를 식 (10)에 대입하면 다음의 식을 얻을 수 있고, 식 (11)은 선형 대수학 식으로 쉽게 fundamental matrix 를 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} F_{11} \\ F_{21} \\ F_{31} \\ F_{12} \\ F_{22} \\ F_{32} \\ F_{13} \\ F_{23} \\ F_{33} \end{bmatrix} = 0 \quad (11)$$

2.5.3 Epipolar Lines 과의 거리 최소화

Fig. 8 의 epipolar geometry 에서 이론적으로 좌측 영상 위의 한 점 m 은 m 의 정합 점 m' 에 대한 epipolar line em 위에 존재해야 한다. 하지만 실제에서는 정확히 일치하지 않는다. 따라서 영상 위의 한 점 m 과 epipolar line 과의 거리를 최소로 만드는 fundamental matrix 를 찾아야 한다.

좌측 영상 위의 한 점 m 과 m 의 정합 점 m' 에 대한 epipolar line Fm' 의 거리는 아래와 같은 식으로 나타내고,

$$d(m \ Fm') = \frac{|mFm'|}{\sqrt{(Fm')_1^2 + (Fm')_2^2}} \quad (12)$$

모든 정합 점에 대해서 위의 식의 값을 최소로 만드는 fundamental matrix 를 찾아야 한다.

$$\min_F \sum_i d^2(m \ Fm') \quad (13)$$

2.5.4 Least-Median-of-Squares method

이 알고리즘의 적용은 Zhang^[15]에 의해 제안되었다. LMedS 는 Monte Carlo Method 를 이용한다. 임의로 8 개의 점을 찾고, eight-point algorithm 으로 fundamental matrix 를 찾는다. 이 fundamental matrix 를 이용하여 아래의 값을 찾는다.

$$M_j = \text{median}_{i=1, \dots, n} [d^2(m \ Fm'_i) + d^2(m'_i \ Fm)] \quad (14)$$

이렇게 계산된 M_j 중에서 가장 작은 값을 찾는다. 여기에서

$$d(m \ Fm') = \frac{|mFm'|}{\sqrt{(Fm')_1^2 + (Fm')_2^2}}$$

이고, 표본의 개수는 $P=1-[1-(1-\varepsilon)^m]^{16}$ 에서 $\varepsilon=40\%$, $P=0.99$ 라고 하면 반복횟수 $m=272$ 가 된다. 위에서 구한 가장 작은 M_J 를 아래의 식에 대입하면 σ^{16} 를 구할 수 있다.

$$\sigma = 1.4826[1 + 5/(n-p)]\sqrt{M_J} \quad (15)$$

여기에서 나온 σ 를 이용하여 outlier 를 제거한다.

$$w_i = \begin{cases} 1 & \text{if } r_i^2 \leq (2.5\sigma)^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

Outlier 를 제거한 후에 비선형적인 방법으로 아래의 함수를 만족하는 fundamental matrix 를 찾는다.

$$f = \min \sum_i w_i r_i^2 \quad (17)$$

여기에서 $r_i^2 = d^2(m' F m') + d^2(m' F^T m)$ 를 가리킨다, 이 값을 구하기 위해서 본 연구에서는 Nelder and Mead Simplex Method^[11]를 사용하여 fundamental matrix 를 찾았다. Fig. 10 에서 볼 수 있듯이 잘못 정합 된 점들이 사라져 있음을 볼 수 있다.

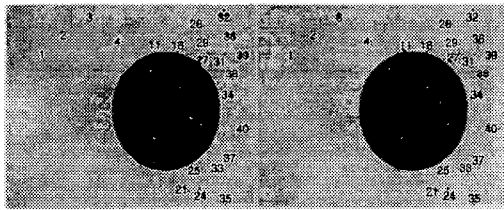


Fig. 10 LMedS

2.6 Dense Matching

Calibrate 된 좌 · 우측 영상은 X 축으로만 정합 점들을 조사해 나가면 된다. 그리고 앞서 구한 정합 점들의 정보를 이용하여 좌측의 한 점에 대한 우측의 디스퍼티 정보를 이용하여 아주 빠른

시간 내에 밀도있는 깊이 지도를 구할 수 있다.

Fusiello, Robert and Trucco^[10]가 이런 알고리즘을 제안했다. 좌측영상의 한 점에서 우측영상의 디스퍼티내에 드는 모든 점들에 대한 유사도를 측정한다. 이 유사도는 SSD(Sum of Squared Difference) 에러로 측정되어지고,

$$c(x, y, d) = \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m [I_r(x+i, y+j) - I_l(x+i, y+j)]^2}{\sqrt{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m I_r(x+i, y+j)^2 \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m I_l(x+i, y+j)^2}} \quad (18)$$

이 SSD 에러가 가장 작은 점이 정합점이 된다.

$$d_c(x, y) = \arg \min_d c(x, y, d) \quad (19)$$

Fig. 11 은 밀도정합의 결과를 보여주고 있다.

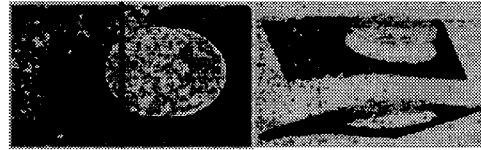


Fig. 11 Dense Matching

2.7 모델링

먼저 노이즈성의 값들을 제거하기 위해 평균 필터(mean filter)를 적용하였다. 구하여진 깊이지도(depth map)을 실제로 적용하기 위해서 보간 과정을 거쳤다. 3 차원 모델링을 위해 가장 많이 쓰이는 것이 삼각형 메쉬(triangular mesh)이고, 가장 대표적인 알고리즘이 Delaunay Triangulation Method^[11]이다. Fig. 12 는 보간의 결과를 보여주고 있다.



Fig. 12 Modeling

3. Grasp Planning 의 최적화

3.1 기본 파라미터 설정

3.1.1 물체의 표면점

2.7 에서 모델링 된 물체에서 역기구학을 구하기 위해 표면의 한 점을 찾아내어야 한다.

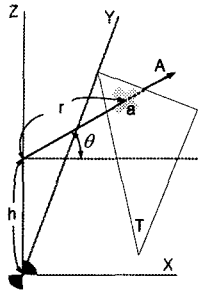


Fig. 13 Surface point finding

형상을 알고 있는 물체-원통형 물체, 사면체-들은 파라미터 r 이 쉬운 계산에 의해 쉽게 구할 수 있다, 하지만 형상이 일정하지 않은 물체나 형상을 모르고 있는 물체의 경우 파라미터 r 은 정해지지 않았거나 쉽게 구할 수 없다. 본 연구에서는 입의 형상의 물체에 대해서도 r 을 구하기 위해서 표면을 구성하고 있는 삼각형 메쉬와 충분히 긴 벡터를 이용하였다. Fig. 13 에서 θ , h 로 벡터 A 를 구하고, 삼각형으로 이루어진 평면 T 사이의 교차점을 구하는 알고리즘을 적용하였다. 이때 구하여진 교차점 a 가 삼각형 메쉬 안에 있는 지를 조사하기 위해 Fig. 14 와 같이 꼭지점들과 교차점과의 회전방향을 확인하는 알고리즘을 사용하였다.

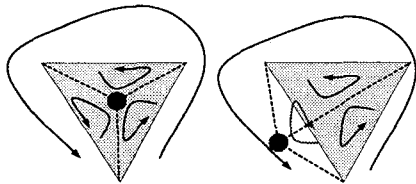


Fig. 14 Relationship between intersection point and triangular mesh

3.1.2 마찰력

물체를 안정적으로 잡기 위해서 힘의 해석이

필요하고, 마찰력에 대한 고려도 필요하다. Fig. 15 와 같이 물체를 드는 위치는 항상 local coordinate 에서 Z 축의 양의 방향이고, 물체는 무게에 의해 Z 축의 음의 방향으로 운동하려고 한다. 따라서 마찰력은 local coordinate 의 Z 축의 양의 방향으로 작용한다.

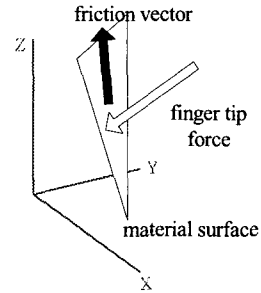


Fig. 15 Finger tip force and friction force

3.2 3-손가락 핸드의 모델링

본 연구에서는 Fig. 16 과 같이 3-손가락 핸드를 모델링하여 모사실험을 수행하였다. 3-손가락 핸드 는 다손가락에 해당하면서 해석이 가장 용이하고, 다손가락의 특성을 잘 표현할 수 있는 장점이 있다.

본 연구에서 사용된 3-손가락 핸드는 총 8 개의 회전운동을 하는 조인트로 구성된 8 자유도 핸드이다. 하지만 손가락을 각각 해석하면 손가락 1 은 2 자유도, 손가락 2 와 3 은 각각 3 자유도를 가진다. 위의 3-손가락 핸드에 대해서 기구학, 역기구학, 자코비안 행렬, 손가락 끝단 힘에 대한 모델링을 하였다.

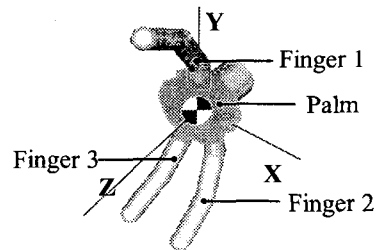


Fig. 16 3-finger hand modeling

3.3 Grasp Planning

3.3.1 Grasp Equilibrium

강체로 가정된 입의의 물체에 위와 같이 힘이 작용한다면, 물체를 안정적으로 잡기 위해서는 힘의 평형이 맞아야 한다.

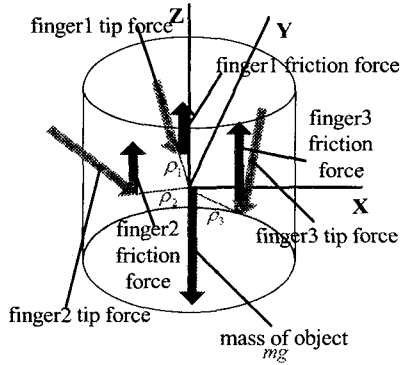


Fig. 17 Grasp Equilibrium

Fig. 17 에서 물체에 작용하는 모든 힘을 각각 f_1, f_2, \dots, f_n 이라 하고, 무게중심으로부터 힘이 작용하는 점까지의 위치 벡터를 각각 $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n$ 이라 하면 식 (20)과 식 (21)과 같은 방정식을 만족하여야 한다.

$$\text{힘의 평형 : } \sum_{i=1}^n f_i = -mg \quad (20)$$

$$\text{모멘트의 평형 : } \sum_{i=1}^n \rho_i \times f_i = 0 \quad (21)$$

여기에서 m 은 물체의 무게, g 는 중력 가속도를 가리킨다.

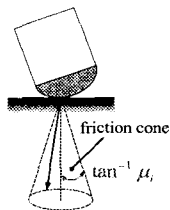


Fig. 18 Coulomb Friction Model

또, Fig. 18 과 같이 물체를 들기 위해서는 손가락 끝단과 물체 사이에 마찰력이 작용해야 한다.

$$|n_i \times f_i| \leq \mu_i (f_i \cdot n_i), \quad i = 1, \dots, n \quad (22)$$

여기에서 n_i 는 물체의 표면에 수직한 단위 벡터이고, μ_i 는 마찰계수를 가리킨다.

3.3.2 최적화

최적화 알고리즘을 적용하기 전에 먼저 목적 함수와 제한조건을 정의한다. 목적함수는 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$F = D(p) \quad (23)$$

여기에서 $D(p) = \sum_{i=0}^n (p_i)^2$ 이고, n 은 손가락의 갯수를, p_i 는 각 손가락에서 손가락 끝단에 작용하는 힘으로 정의한다. 식(23)은 물체를 잡을때 힘이 가장 적게 드는 위치를 찾는다는 것을 의미한다. 제한조건은 Grasp Equilibrium 조건을 이용하였다.

위의 조건들에 의해 최적화해야할 파라미터들은 아래와 같다.

- ① 손가락 1,2,3 에 대한 표면점의 높이
- ② 손가락 2,3 에 대한 표면점의 각도
- ③ 각 조인트에 작용하는 토크
- ④ 3-손가락 핸드의 높이와 각도

위의 식들은 비선형 방정식으로 표현이 되고, 위의 최적화 파라미터를 가지고 아래와 같은 수식으로 표현할 수 있다.

$$\text{Minimize } F(y) \quad (24)$$

$$\text{Subject to } g_i(y) \leq 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (25)$$

여기에서 l 은 제한조건의 개수이다. 식(24)와 식(25)를 풀기 위해 식(24)와 식(25)를 벌칙 함수로 변형시켰다.

$$L(y) = F(y) + P \sum_{i=1}^l (g_i^+(y))^2 \quad (26)$$

위의 식(26)에서 $F(y)$ 는 목적함수, P 는 벌칙 값(penalty value)으로 충분히 큰 값을 선택하고, $g_i^+(y) = \max\{0, g_i(y)\}$ 는 i 번째 제한조건에 대한 위반의 크기를 나타낸다.

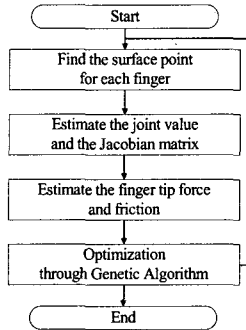


Fig. 19 Flow chart of optimization

식(26)에서 최적의 값을 찾기 위해서 본 연구에서는 Fig. 19 와 같은 순서로 최적화를 하였고, 최적화를 위해 유전자 알고리즘을 사용하였다.

4. 모사실험과 결과

그림 Fig. 1 에서 보여진 순서와 같이 모사실험을 시행하였다. 먼저 카메라의 calibration 이 필요하다. 본 연구에서는 규칙적인 패턴을 이용하는 방법을 사용하였다.^[17-20]

한 대의 카메라에 대해 아래와 같은 결과를 얻을 수 있었다. 광축의 뒤틀림은 없는 것으로 보았다.

$$M_{int} = \begin{bmatrix} 730.3701 & 0.0000 & 306.0816 \\ 0.0000 & 733.8733 & 252.6554 \\ 0.0000 & 0.0000 & 1.0000 \end{bmatrix} \quad (27)$$

또, 한 대의 카메라에 대한 것이므로 M_{ext} 의 병진 파라미터는 단위행렬로, 회전파라미터는 영행렬로 된다. 두 광축사이의 거리는 2.0mm 로 설정하였다.

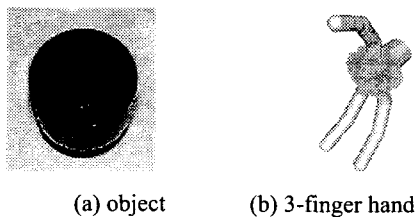


Fig. 20 Materials for simulation

본 연구에서는 위와 같이 실제 물체를 이용하

여 모사실험을 실시하였다. 지름은 61.42 mm , 높이는 81.00 mm 인 원통형 물체를 선정하였다. 3-손가락 핸드의 끝에 고무가 달려 있다고 가정하여 마찰력은 1.0 으로 선정하고, 물체의 밀도는 모든 부분에서 동일하다고 보았다. 3-손가락 핸드의 각 링크의 길이는 50.00 mm 로 하였으며, 벌칙값은 $1.0e+20$ 으로 설정하였다.

먼저 calibrate 된 두 대의 카메라를 이용하여 스테레오 영상을 얻었다. 해상도는 좌, 우측각각 640×480 의 컬러 사진을 획득하였다.

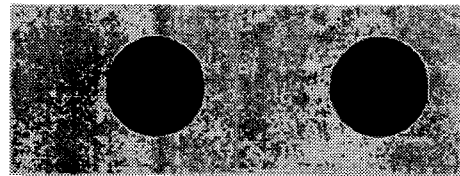


Fig. 21 Image acquisition

획득된 영상을 이용하여 깊이 지도를 구하여 보았다. 먼저 기존의 연구 방법인 SSD^[8]와 NCC^[21]를 본 논문에서 제안된 방법과 비교 검토하여 보았다.

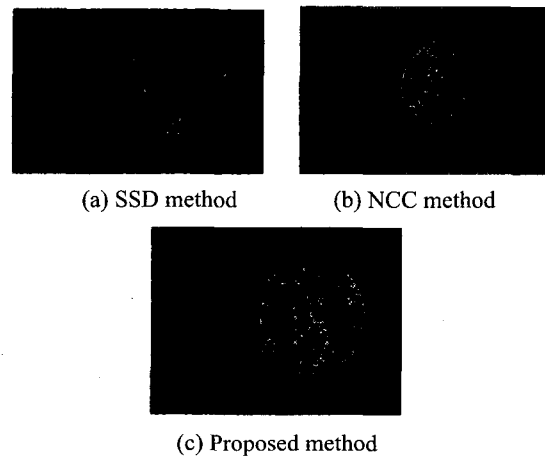


Fig. 22 Dense Depth Map

모두 5×5 크기의 윈도우를 가지고 있다. 위의 그림에서 볼 수 있듯이 NCC 방법은 에러율이 제일 큰것으로 볼 수 있고, SSD 방법보다 제안된 방법의 에러량이 보다 적은 것을 볼수 있다. 계산 시간에 있어서도 SSD 방법은 111.760sec 의 시간이

소요되었지만 제안된 방법은 98.043sec 정도의 계산시간이 소요되었다.

제안된 방법을 이용하여 구하여진 방법을 이용하여 물체를 3-차원으로 모델링 하면 Fig. 23 과 같고,

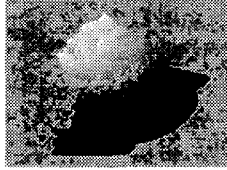


Fig. 23 3D modeling

유전자 알고리즘을 이용하여 최적의 잡는 점을 찾으면 Fig. 24 와 같다.

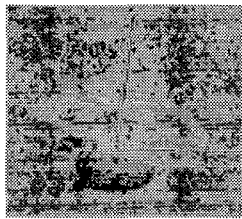


Fig. 24 Grasp with 3-finger hand

최적화의 결과 중에서 각 세대마다 최적값을 살펴보면 Fig. 25 와 같다.

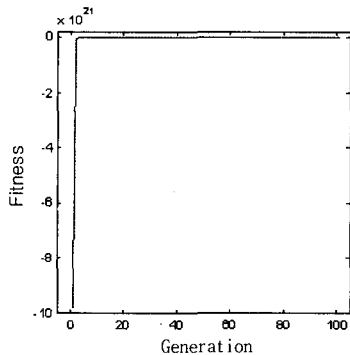


Fig. 25 Fitness value of optimization

10 번 미만의 아주 작은 값에서 거의 수렴하였음을 볼 수 있다. 또 최적화의 결과에 대한 타당성을 검증해 보고자 Fig. 26 과 같이 알고 있는 물

체를 모델링 하고, 물체의 각도를 변화시켜 가면서 최적의 잡는 점의 위치를 찾아보았다.



Fig. 26 Material for confirm the optimization

각 각도에 따라서 거의 동일한 위치에 잡는 점이 있는지를 조사하기 위해 손가락의 각각의 조인트의 값들을 비교해 보았다. Fig. 27 에서 볼 수 있듯이 조인트의 값들이 5° 미만에서 거의 유사함을 볼 수 있다. 따라서 거의 비슷한 위치에 잡는 점이 위치해 있음을 알 수 있다.

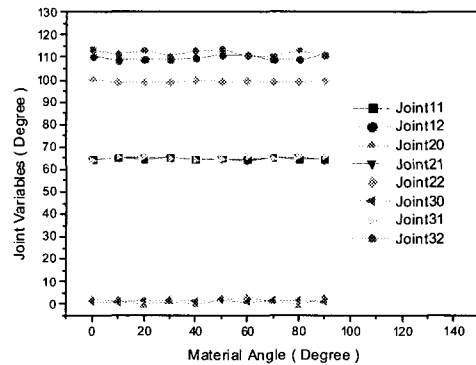


Fig. 27 Result of confirm

5. 결론

본 연구에서는 스테레오 정합을 이용하여 높이와 너비등의 정보를 알지 못하는 물체의 3-차원 모델링을 하였고, 3-손가락 핸드를 이용하여 최적의 잡는 점을 찾는 알고리즘을 개발하였다. 이는 기존의 연구가 비전 센서를 이용한 2-차원의 해석에 그친 데 반해 3-차원으로 해석이 확장되었고, 높이와 너비등의 정보를 알고있는 물체에 관한 해석이 이루어 졌던 다손가락의 해석에서도 확장을 가져왔다. 이미 정보를 알고 있는 물체에 대해서 각도를 변화시킨 물체에 대해서 최적의 잡는 점을 구함으로써 본 논문의 알고리즘에 대한 효용성을 확인할 수 있었다. 기존의 Fusiello, Robert, and

Trucco^[8]에 의해 제시된 밀도정합 알고리즘에 uncalibrated stereo matching 에서 가져온 초기과정을 더함으로 더 빠르고 효율적인 3 차원 모델링을 할 수 있었다. 본 연구에서 제시한 알고리즘은 스테레오 정합의 계산시간이 약 2 분, 최적 잡기계획에서 3 분 정도의 시간이 소요됩니다. 이것은 막대한량의 형상정보와 많은 최적화 파라미터로 기인한 것이라고 보여 진다. 이 알고리즘을 DSP 와 같은 하드웨어로 구성한다면 더욱 빠른 최적화의 결과를 얻을 수 있고, 실제 로봇의 작업 환경에 적용 가능 하리라고 본다.

참고문헌

1. V.-D. Nguyen, "Constructing force-closure grasps," The Intl. J. of Robotics Research, 7(3), 1988.
2. A. Hauck, J. Rüttinger, M. Sorg, and G. Färber, "Visual determination of 3D grasping points on unknown objects with a binocular camera system," In Proceeding of the IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent robots and System, pp. 272-278, 1999.
3. A. Morales, G. Recattala, Pedro J. Sanz, and Angel P. del Pobil, "Heuristic Vision-Based Computation of Planar Antipodal Grasps on Unknown Objects," In Proc. of the IEEE Intl. Conf. on Robotic & Automation, Seoul, Korea, 2001.
4. Ch. Borst, M. Fischer, and G. Hirzinger, "A Fast and Robust Grasp Planner for Arbitrary 3D Objects," In Proc. of the IEEE Intl. Conf. on Robotics & Automation, Detroit, Michigan, 1999.
5. C. Ferrari and J. Canny, "Planning optimal grasps," In Proceeding of the IEEE Intl. Conf. on Robotics & Automation, pp. 2290-2295, Nice, France, 1992.
6. Y. Katada, M. Svinin, K. Ohkura, and K. Ueda, "Optimization of Stable Grasps by Evolutionary Programming," In Proc. of the 32nd ISR, 2001.
7. C. Harris and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," Fourth Alvey Vision Conference, pp. 147-151, 1988.
8. G. Scott and H. Longuet-Higgins, "An algorithm for associating the feature of two images," Proc. Royal Society London, B244:21-26, 1991.
9. H. Press, A. Teukolsky, T. Vetterling and P. Flannery, "Numerical Recipes in C," Cambridge Press, 1992.
10. A. Fusiello, V. Roberto, and E. Trucco, "Efficient stereo with multiple windowing," In Proceeding of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 858-836, 1997.
11. D. Belegundu, R. Chandrupatla, "Optimization Concepts and Applications in Engineering," Prentice Hall Press, pp. 267-271.
12. J. Laszlo, "Computational Geometry and computer graphics in C++," Prentice Hall Press.
13. 강철구, 권인소, 윤중선, 정완균, "로봇 동역학과 제어," Wiley Press.
14. R. Hartley, "In Defence of the Eight-Point Algorithm," IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 19, No. 6, 1997.
15. Z. Zhang, R. Deriche, O. Faugeras, and T. Luong, "A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images Through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry," Technical report in INRIA, N2273, 1994.
16. P.J. Rousseeuw and A.M. Leroy, "Robust Regression and Outlier Detection," John Wiley & Sons, New York, 1987.
17. S. J. Maybank and O. Faugeras, "A Theory of Self-Calibration of a Moving Camera," International Journal of computer Vision, 8(2):123-151, 1992.
18. Z. Zhang, "A Flexible New Technique for Camera Calibration," Technical Report MSRTR-98-71, Microsoft Research, 1998.
19. Z. Zhang, "Flexible Camera Calibration by Viewing a Plane from Unknown Orientations," In Proc. 7th International Conference on Computer Vision, Kerkyra, Greece, pp. 666-673, 1999.
20. J. Heikkilä and O. Silvén, "A Four-step Camera Calibration Procedure with Implicit Image Correction," In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'97), San Juan, Puerto Rico, pp. 1106-1112, 1997.
21. U. Dhond and J. Aggarwal, "Structure from Stereo - A Review," IEEE Trans. Syst., Man. and Cybern., 19, 1489-1510, 1989.