

센서융합을 이용한 3차원 물체의 동작 예측

°양우석*, 정중환**

* 홍익대학교 전기공학과, ** 배재대학교 정보통신학과

3D Motion Estimation Using MultiSensor Data Fusion

°Woo Suk Yang*, Jong Whan Jang**

*Dept. of Electrical Engineering, Hongik University

**Dept. of Inform. and Comm., Pai Chai University

ABSTRACT

This article presents an approach to estimate the general 3D motion of a polyhedral object using multiple sensory data some of which may not provide sufficient information for the estimation of object motion. Motion can be estimated continuously from each sensor through the analysis of the instantaneous state of an object. We have introduced a method based on Moore-Penrose pseudo-inverse theory to estimate the instantaneous state of an object. A linear feedback estimation algorithm is discussed to estimate the object 3D motion. Then, the motion estimated from each sensor is fused to provide more accurate and reliable information about the motion of an unknown object. The techniques of multisensor data fusion can be categorized into three methods: averaging, decision, and guiding. We present a fusion algorithm which combines averaging and decision.

1. 서론

물류 자동화를 위한 무인 반송차(AGV: Automatic Guided Vehicle)의 개발은 산업계에 있어서 작업자의 손과 발을 대체할 수 있는 로봇의 개발과 함께 생산현장의 무인화를 위한 컴퓨터 통합 생산 시스템(CIM)으로 가기 위한 필수 연구대상 중의 하나이다. 특히, 최근에 그 중요성이 강조되고 있는 유연생산 시스템(FMS)이나 다품종소량생산을 위한 혼류생산 시스템의 원활한 물류 관리를 위하여서는 무인 반송차의 개발은 시급한 실정이다. 1970년대 후반 이후, 무인 반송차의 개발은 그 중요

성 때문에 많은 연구가 진행되어 선진 제국들에서는 여러가지 시제품들이 나오게 되었다.

그러나 현재 개발된 무인 반송차들은 잘 알려진 환경 내에서 주어진 경로를 따라 이동하는 것들이 대부분으로 지능이 거의 없는 것들이다. 무인 반송차의 유연성은 여러가지 센서들을 반송차에 장착함으로써 극대화시킬 수 있다. 이러한 센서들은 반송차의 현재 위치 뿐만 아니라 반송차 주변 환경에 대한 정보를 제공하여 반송차의 추후 이동 경로의 결정을 위한 판단의 근거를 제공한다.

무인 반송차의 응용에 있어서 주변에 존재하는 장애물을 감지하여 스스로 이를 피할 수 있는 경로를 찾는 동작정책 수립은 task-level robot programming을 가능케 하는 인간의 두뇌에 해당하는 요소기술이다. 동작정책 수립은 무인 반송차 뿐 만 아니라 일반 로봇틱스 분야에 있어서도 "P→Q→S로 움직여라" 같은 robot-level command가 아닌 "A형의 볼트를 B형 구멍에 넣어라" 같은 user friendly한 task-level command의 구현을 위하여 반드시 해결하여야 하는 과제이다.

일반적인 동작정책 수립 방법들은 정적인 주변 환경(static environment)을 전제로 한다. 정적환경에서의 동작정책 수립은 현재까지 많은 연구가 진행되어 여러가지 경로에 대한 그래프의 작성방법들과 검색방법들이 [1,2,3,4] 개발되었다. 그러나 현실적인 반송차의 동작정책 수립 방법은 움직이는 장애물에 대한 해결책을 포함하여야 할 것이다. 동적환경에서는 동적인 장애물(moving obstacle)과 정적인 장애물이 함께 존재한다. 고정되어 있는 정적인 장애물은 반송차의 이동에 있어서 기하학적 제한(geometric constraints)으로 나타난다. 움직이고 있는 동적인 장애물은 공간의 이용에 대한 시간적 제한(time constraints)이라 할 수 있다. 장애물이 움직인다면, 그래프에 나타나는 이동경로는 시간의 함수가 된다. 따라서 시간에 따라 변하는 경로의 update는 필연

센서융합을 이용한 3차원 물체의 동작 예측

°양우석*, 정중환**

* 홍익대학교 전기공학과, ** 배재대학교 정보통신학과

3D Motion Estimation Using MultiSensor Data Fusion

°Woo Suk Yang*, Jong Whan Jang**

*Dept. of Electrical Engineering, Hongik University

**Dept. of Inform. and Comm., Pai Chai University

ABSTRACT

This article presents an approach to estimate the general 3D motion of a polyhedral object using multiple sensory data some of which may not provide sufficient information for the estimation of object motion. Motion can be estimated continuously from each sensor through the analysis of the instantaneous state of an object. We have introduced a method based on Moore-Penrose pseudo-inverse theory to estimate the instantaneous state of an object. A linear feedback estimation algorithm is discussed to estimate the object 3D motion. Then, the motion estimated from each sensor is fused to provide more accurate and reliable information about the motion of an unknown object. The techniques of multisensor data fusion can be categorized into three methods: averaging, decision, and guiding. We present a fusion algorithm which combines averaging and decision.

1. 서론

물류 자동화를 위한 무인 반송차(AGV: Automatic Guided Vehicle)의 개발은 산업계에 있어서 작업자의 손과 발을 대체할 수 있는 로봇의 개발과 함께 생산현장의 무인화를 위한 컴퓨터 통합 생산 시스템(CIM)으로 가기 위한 필수 연구대상 중의 하나이다. 특히, 최근에 그 중요성이 강조되고 있는 유연생산 시스템(FMS)이나 다품종소량생산을 위한 혼류생산 시스템의 원활한 물류 관리를 위하여서는 무인 반송차의 개발은 시급한 실정이다. 1970년대 후반 이후, 무인 반송차의 개발은 그 중요

성 때문에 많은 연구가 진행되어 선진 제국들에서는 여러가지 시제품들이 나오게 되었다.

그러나 현재 개발된 무인 반송차들은 잘 알려진 환경 내에서 주어진 경로를 따라 이동하는 것들이 대부분으로 지능이 거의 없는 것들이다. 무인 반송차의 유연성은 여러가지 센서들을 반송차에 장착함으로써 극대화시킬 수 있다. 이러한 센서들은 반송차의 현재 위치 뿐 만 아니라 반송차 주변 환경에 대한 정보를 제공하여 반송차의 추후 이동 경로의 결정을 위한 판단의 근거를 제공한다.

무인 반송차의 응용에 있어서 주변에 존재하는 장애물을 감지하여 스스로 이를 피할 수 있는 경로를 찾는 동작정책 수립은 task-level robot programming을 가능케 하는 인간의 두뇌에 해당하는 요소기술이다. 동작정책 수립은 무인 반송차 뿐 만 아니라 일반 로봇틱스 분야에 있어서도 "P→Q→S로 움직여라" 같은 robot-level command가 아닌 "A형의 볼트를 B형 구멍에 넣어라" 같은 user friendly한 task-level command의 구현을 위하여 반드시 해결하여야 하는 과제이다.

일반적인 동작정책 수립 방법들은 정적인 주변 환경(static environment)을 전제로 한다. 정적환경에서의 동작정책 수립은 현재까지 많은 연구가 진행되어 여러가지 경로에 대한 그래프의 작성방법들과 검색방법들이 [1,2,3,4] 개발되었다. 그러나 현실적인 반송차의 동작정책 수립 방법은 움직이는 장애물에 대한 해결책을 포함하여야 할 것이다. 동적환경에서는 동적인 장애물(moving obstacle)과 정적인 장애물이 함께 존재한다. 고정되어 있는 정적인 장애물은 반송차의 이동에 있어서 기하학적 제한(geometric constraints)으로 나타난다. 움직이고 있는 동적인 장애물은 공간의 이용에 대한 시간적 제한(time constraints)이라 할 수 있다. 장애물이 움직인다면, 그래프에 나타나는 이동경로는 시간의 함수가 된다. 따라서 시간에 따라 변하는 경로의 update는 필연

적으로 전체 그래프의 재구성을 요구하게 된다. 그러나 일반적으로 그래프의 재구성은 그래프의 검색에 비하여 많은 계산시간을 필요로 하는 바, 시간의 변화에 따르는 계속적인 그래프의 재구성은 실시간 동작정책 수립에 많은 무리가 생기게 한다. 정적환경에 대한 많은 연구결과에 비하여 장애물이 움직이는 동적환경(dynamic environment)에서의 동작정책 수립은 많은 노력에도 불구하고 아직까지 만족할 만한 결과가 나타나지 않은 상태이다.

동작정책 수립에 있어서 또하나 고려하여야 할 것은 환경에 대한 필요한 정보를 어떻게 입수하는가하는 것이다. 일반적으로 무인반송차에는 여러가지의 센서가 달려있다. 다중센서(multi-sensor)를 사용하는 이유에는 크게 3가지가 있다. 첫째로, 여러가지의 센서 정보를 융합하면(MSDF: multi-sensor data fusion) 개개의 센서에 포함되어있는 노이즈에 영향을 작게받는 정보를 얻을 수 있다(averaging). 둘째로, 하나의 센서에서는 전체 환경에 대한 개략적인 정보를 얻고 이를 토대로 다른 센서는 전체가 아닌 관심이 있는 부분만 조사함으로써 data acquisition 시간을 줄일 수 있다(guiding). 마지막으로, 다중센서를 사용하면 있을지도 모르는 불량 센서를 찾아낼 수 있게되어 자체 점검이 가능하게 된다.

센서융합이란 여러가지 센서로부터 들어오는 갖가지 정보를 처리하여 하나의 일관성있는 정보로 만드는 분야이다. 센서융합은 당초, 다른 센서의 정의역에서의 정보처리[16]에 대한 필요성에서 출발하였으나 1980년대에 들어와 일반적인 많은 연구가 진행되어 여러가지 연구결과가 발표되었다. 전반적인 센서융합에 대한 문헌의 조사는 Luo와 Kay에 의하여 발표가 되었다[10].

개개 센서의 능력을 최대한 발휘하는 센서융합을 위하여서는 우선 센서의 기능에 대한 모델이 확보가 되어야 한다. 센서의 모델링을 위하여 logical sensor와(7) multi-sensor kernel system이[6] 개발되었다. 이 방법들은 요소(processing element)간의 논리적인 관계를 사용하여 센서를 모델링하는 것이다. 이러한 모델링 방법은 개개 센서의 기능은 잘 설명할 수 있으나 센서의 불확실성에 대한 설명은 부족한 편이다. Shafer-Dempster 이론을 적용하여 hierarchical hypothesis 공간내에서의 추론(evidential reasoning)을 사용한 센서의 모델링방법은 [5,17] 센서의 불확실성을 확산시켜 센서융합에 사용가능하게 할 수 있다. 이방법은 의공학 분야에 적용되었다. 퍼지이론을 사용한 방법도[9] 여러가지가 개발되어 일반 경관(scene analysis)이나 물체인식을 위한 융합에 적용이 되고 있다.

동적환경에서의 센서융합은 정적환경에 대한 많은 연구결과에 비하여 아직까지 일반적인 해결책이 미비한 실정이다. 현재, 동적환경에서의 센서융합은 칼만 필터를 많이 사용한다. 이방법은 센서의 에러모델에 대한 통계적인 특성(statistical characteristic)을 이용하여 통계

적으로 최적의 센서 융합을 찾는 방법이다. 환경의 모델이 대수적이고 센서의 에러모델이 Gaussian이면 칼만필터를 사용한 센서융합은 최상의 결과를 보여준다. 그러나 수치적인 불안정(numerical instability)과 환경에 대한 대수적 모델의 요구는 이방법의 실용화에 장애가 되고 있다. Quadratic moving curve fitting 방법[15]이 이러한 문제점을 해결하기 위하여 개발이 되었었다. 또한 움직임에 대한 수식화를 이용한 방법[11,12]이 개발이 되었으나 센서에 대한 에러모델의 작성을 전제로 한다.

본 연구는 동적환경에서 움직이는 물체에 대한 동작을 분석하고 예측하는 알고리즘을 개발하여 무인 반송차가 단순한 충돌의 감지나 충돌 가능한 움직이는 장애물이 통과할 때까지 기다리는 소극적인 충돌회피가 아닌 적극적으로 장애물을 피해갈 수 있는 최적의 동작정책을 수립할 수 있게 하고자 함이다.

본 연구에서는 다음과 같은 전체조건을 둔다.

- (1) 장애물은 강체(rigid object)를 대상으로 하며 유연한 움직임(smooth motion)을 가정한다. 유연한 움직임은 궤적(trajecory)이 시간에 대하여 미분가능한 것이라 정의한다.
- (2) 센서의 sampling rate는 충분히 높아서 움직임에 포함된 어떠한 spatial frequency도 sampling rate의 반(half)보다는 낮다고 가정한다. (Nyquist의 sampling 이론)
- (3) 장애물은 평면과 구면으로 이루어진 볼록(convex) 물체라 한다.
- (4) 존재할 수 있는 가능한 모든 물체에 대한 기하학적 구조는 알고 있는 것으로 가정한다.

본 연구의 목적은 개개의 센서를 분석하고 그 정보를 해석하는 것 보다는 반송차의 동작정책 수립을 위한 보편적인 알고리즘의 개발에 초점을 맞추었다. 따라서 다음과 같은 전체들을 추가한다.

- (5) 반송차에 부착된 모든 센서에 대한 모델(system function)은 이미 작성이 되었다고 가정한다.
- (6) 센서의 raw data는 이미 처리가되어 장애물의 표면에 해당하는 정보는 이미 추출이 되었다고 가정한다. 단, 장애물의 종류와 그위치 및 움직임 등은 모르는 상태이다.

2. 장애물의 모델

임의의 구면에 대하여 구면을 포함(외접)할 수 있는 최소의 직육면체는 항상 존재한다. 또한 이 직육면체에 최대도 포함(내접)되는 구면도 항상 유일하게 존재한다. 따라서 이러한 외접하는 직육면체를 사용하면 어떠한 평면과 구면으로 이루어진 볼록물체라도 다면체(convex polyhedron)로 단순화시킬 수가 있게 된다. 3차원 공간

내의 임의의 점은 $x = (x, y, z)$ 로 표현된다. 주어진 벡터 $a_i = (a_{i1}, a_{i2}, a_{i3})$ 와 실상수 c_i 에 대하여 반평면을 $S_i = \{x | a_i' \cdot x \leq c_i\}$ 라고 하면 볼록물체 S 는 식 (1)에 의하여 정의할 수 있다.

$$S = \bigcap_{i=1}^n S_i = \{x | Ax \leq c\} \quad (1)$$

$n \times 3$ matrix $A = [a_1 : a_2 : \dots : a_n]$ 와 $n \times 1$ vector $c = [c_1, c_2, \dots, c_n]$ 는 물체를 특징짓는 표면에 대한 파라미터들이다. n 은 다면체의 면수를 나타낸다. 면과 면의 접선으로 나타나는 모서리와 꼭지점은 $a_i' \cdot x = c_i$ 들의 교점으로 나타난다. 식 (1)은 장애물의 모델로 사용되며 센서로부터 감지된 장애물을 인식하고 그 움직임을 파악하기 위한 기준으로 사용된다.

시간 $t \geq t_0$ 에 센서에서 감지된 장애물은 아래의 식 (2)로 표시할 수 있다.

$$S(t) = \{x(t) | F(t)x(t) \leq g(t)\} \quad (2)$$

$m \times 3$ matrix, $F = [f_1 : f_2 : \dots : f_m]$ 와 $m \times 1$ vector, $g = [g_1, g_2, \dots, g_m]$ 는 관찰된 장애물 표면에 대한 파라미터들이다. 관찰할 수 있는 면의 수는 다면체의 면수보다 작으므로 항상 $m \leq n$ 이 성립한다. 센서입력에는 노이즈가 포함되어 있는 바, 센서입력을 처리하여 구한 $F(t)$ 와 $g(t)$ 에도 $\delta F(t)$ 와 $\delta g(t)$ 라는 노이즈가 포함된다.

3. 장애물의 인식과 Dynamic Estimation

물체의 인식은 여러가지 장애물에 대한 모델 (A, c)과 센서로부터 얻은 (F, g)의 비교로서 이루어진다. 이때 비교는 파라미터 그 자체 뿐 만 아니라, 이들이 만드는 모서리나 꼭지점들간의 비교도 포함한다. 현재 물체인식 분야는 많은 연구가 진행되어 여러가지 좋은 연구결과가 문헌에 발표되었다(13,14,15). 본 연구에서 사용되는 다면체는 Hough 변환을 사용하면 쉽게 인식할 수 있다.(8,18)

물체의 움직임은 시간 t 에서의 표면점 $x(t)$ 와 시간 t_0 에서의 표면점, $x(t_0)$ 간의 관계를 나타내는 아래식으로부터 구할 수 있다.

$$x(t) = R(t)x(t_0) + d(t) \quad (3)$$

$R(t)$ 와 $d(t)$ 는 시간 t 에서의 표면점과 시간 t_0 에서의 표면점간의 rotation 및 translation 관계를 표시한다. 따라서 물체의 위치 및 움직임은 시간에 따라 변하는 $R(t)$ 와 $d(t)$ 의 값에 달려 있다. 식 (3)을 식 (1)과 (2)에 대입하면 $R(t)$ 와 $d(t)$ 는 아래의 식에서 구할 수 있다.

$$[F(t) + \delta F(t)]R(t) = H(t)[F(t_0) + \delta F(t_0)] \quad (4)$$

$$[g(t) + \delta g(t)] - [F(t) + \delta F(t)]d(t) = H(t)[g(t_0) + \delta g(t_0)] \quad (5)$$

여기서 $t \geq t_0$ 이고 $F(t_0) = A$, $g(t_0) = c$, 그리고 $\delta F(t_0) = \delta g(t_0) = 0$ 이다. Diagonal matrix $H(t)$ 는 기하학에서 표면을 수식화하여 표현할 때 나타날 수 있는 dummy variable 을 의미한다. 구하된 $R(t)$ 와 $d(t)$ 는 다음의 식으로 나타난다.

$$R = R_1 + R_2 \quad (6)$$

$$R_1 = F^+ B \quad (7)$$

여기서

$$F^+ = Q^T L^{-1/2} P^T$$

P 와 Q 는 FF^T 와 $F^T F$ 를 diagonalizing 함으로써 구해진다. 즉,

$$FF^T = T D_1 T^T, \quad \text{and} \quad F^T F = S^T D_2 S$$

에서 첫번째의 nonzero 인 diagonal term에 해당하는 column eigenvector로 이루어진 matrix이다.

$$T = [P : P_0], \quad \text{and} \quad S^T = [Q^T : Q_0^T]$$

또한

$$L = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$$

$$Q = L^{-1/2} P^T F$$

한편 R_2 의 column vector들은 아래의 식에서 구한다.

$$r_i^2 = \begin{cases} 0 & \text{for } F \text{ of rank } 3 \\ Q_0^T z & \text{for } F \text{ of rank } 2 \end{cases} \quad (8)$$

z_i 는 다음과 같다.

$$z_i z_j + (r_i^1)^T \cdot r_j^1 = \delta_{ij}$$

구하여진 값들에 대한 오차의 한계는 다음과 같이 구해진다.

$$\|\delta R\| = \max_{\|x\|=1} \frac{\|R x - \hat{R} x\|}{\|x\|} = \max_{\|x\|=1} \|\delta R x\| \quad (9)$$

$$\frac{\|\delta d\|}{\|d\|} \leq \frac{\|F\| \|(F^T F)^{-1} F^T\|}{1 - \|(F^T F)^{-1} F^T \Delta_F\|} \left\{ \frac{\|\Delta_g\|}{\|g\|} + \frac{\|\Delta_F\|}{\|F\|} \right\} \quad (10)$$

반송차에는 여러가지 센서가 부착되어 있다. 다중 센서의 융합은 개개의 센서를 단독으로 사용할 경우에 대한 불확실성을 줄이고 혹시 발생할 수 있는 센서의 불량까지도 찾아내기 위한 방법이다. 여러가지 다른 센서

입력을 융합하여 장애물에 대한 움직임의 하나의 일관성이 있는 수식으로 표현할 경우에는 다음의 두가지가 고려되어야 한다. 물체의 rotation을 나타내는 orthogonal matrix $R(t)$ 에는 여러가지 표현법이 있다. 따라서 여러가지 다른 센서입력으로 부터 추출된 rotation $R(t)$ 을 융합하기 위하여서는 $R(t)$ 에 대한 어떠한 일관성이 있는 표현법이 개발되어야 한다. 또한 여러가지 센서를 사용할 경우에 모든 센서를 하나의 clock을 사용하여 동기화하기는 어려운 일이므로 움직이는 물체에 대한 어느 한순간의 데이터를 융합하기 위하여서는 시간에 대한 움직임의 interpolation을 할 수 있어야 한다. 그림 2와 3은 이러한 것들을 고려한 본 연구의 개략적이고도 전반적인 센서융합 알고리즘을 보여준다.

그림 1은 개개의 센서로부터 장애물의 순간적인 위치 및 rotation을 그 불확실성(measure of uncertainty)과 함께 구하는 것을 나타내고 있다. 센서입력으로 부터 우선 장애물에 대한 표면 파라미터 $F(t)$ 와 $g(t)$ 가 구하여진다. $F(t)$ 와 $g(t)$ 는 노이즈를 포함하고 있다. 장애물의 인식은 $F(t)$ 와 $g(t)$ 들과 장애물 모델 (A, c) 과의 비교에 의하여 이루어진다. 시간 t 에서의 장애물에 대한 순간적인 rotation $R(t)$ 는 식 (6)에 의하여 구한 $\bar{R}(t)$ 에 대한 최적의 orthogonal matrix이다. 장애물의 순간적인 위치 $d(t)$ 는 식 (4)을 이용하여 구한다. 이때 $R(t)$ 과 $d(t)$ 에 대한 불확실성인 $\|\delta R(t)\|$ 과 $\|\delta d(t)\|$ 가 센서모델을 $F(t)$ 와 $g(t)$ 에 적용함으로써 함께 구하여진다. 이들 불확실성은 앞에서 구한 $\bar{R}(t)$ 과 $d(t)$ 에 대한 오차의 한계를 나타낸다. 따라서 orthogonal matrix $R(t)$ 는 $\|R(t) - \bar{R}(t)\| \leq \|\delta R(t)\|$ 를 만족하여야 한다. 만약에 이 조건이 만족되지 않는다면 $R(t)$ 는 신뢰도가 없다고 말할 수 있다.

Rotation matrix $R(t)$ 의 표현에는 여러가지 방법이 있다. Rotation은 회전축과 회전각으로 명백히 규정이 된다. 3차원 공간에 있어서 회전축의 자유도(degree of freedom)는 2이므로 3x1 벡터를 사용하면 쉽게 rotation의 표시가 가능하다. Rotation을 나타내는 3x1 벡터와 위치를 나타내는 3x1 벡터, $d(t)$ 를 가상점(virtual point) $P_{n1}(t)$ 과 $P_{n2}(t)$ 라고 부르자. i 는 i 번째 센서를 의미한다. 가상점을 사용하면 rotation에 대한 센서융합은 단순한 점들의 융합이 되므로 dynamic 센서융합이 쉬워진다. 가상점 $P_{n1}(t)$ 과 $P_{n2}(t)$ 는 불확실성 $\|\delta R(t)\|$ 와 $\|\delta d(t)\|$ 의 확산(propagation of uncertainty)에 의한 불확실성 w_{n1} 과 w_{n2} 을 갖는다. 따라서 i 번째 logical sensor는 i 번째 센서로부터 입력을 받아 장애물을 인식하고 아울러, 장애물의 순간적인 Position 및 Rotation을 나타내는 가상점 $P_{n1}(t)$ 과 $P_{n2}(t)$, 가상점들에 대한 불확실성 w_{n1} 과 w_{n2} , 그리고 0과 1로 표시되는 신뢰성을 출력한다고 할 수 있다.

4. 센서 융합

그림 2은 전체적인 센서융합 알고리즘을 보여준다. 반송차에는 k 개의 센서가 있다고 가정하자. 그림에서

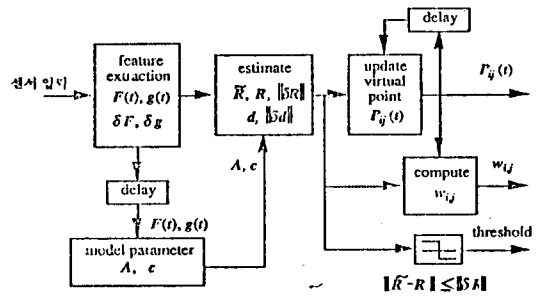


그림 1. 센서 i 에서 장애물에 대한 Position 및 Rotation

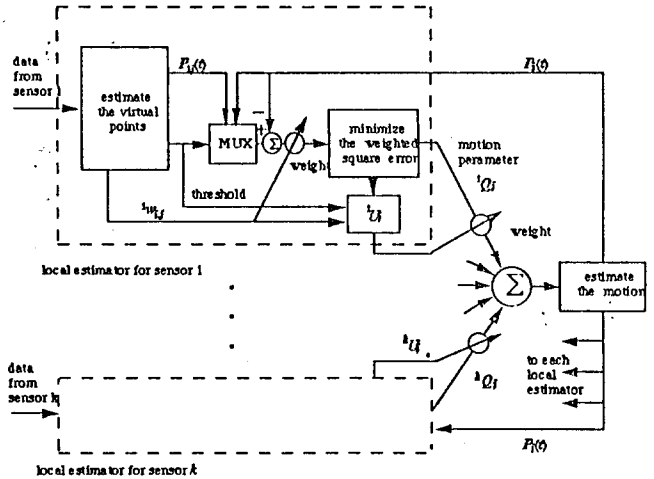


그림 3. 센서융합의 기략도

$P_{ij}(t)$ 는 시간 t 에서의 센서융합의 결과인 rotation을 나타내는 3x1 벡터 $P_{i1}(t)$ 와 위치를 나타내는 3x1 벡터 $P_{i2}(t)$ 를 의미한다. i 번째 logical sensor에서 출력된 가상점, $P_{n1}(t)$ 과 $P_{n2}(t)$ 들은 불확실성, w_{n1} 과 w_{n2} 들과 함께 시간의 함수로 융합이 된다. 센서융합은 가상점들에 대한 신뢰도 테스트로 시작이 된다. 신뢰도가 없는 logical sensor의 출력은 융합의 대상에서 제외가 된다. 이 과정은 융합이 된 가상점값을 그림과 같이 귀환(feedback)시키면 쉽게 이루어진다. i 번째 logical sensor에서 포착된 장애물의 움직임은 P_{n1} 과 P_{n2} 들의 시간에 따른 변화와 가상점의 불확실성, w_{n1} 과 w_{n2} 에 의하여 모델링이 이루어져 motion parameter Q_{ij} 로 수치화 된다. 이때 U_{ij} 에 대한 불확실성도 함께 구하여진다. 센서융합은 U_{ij} 를 weighting으로 하는 동기화된 Q_{ij} 의 mean으로 구하여진다.

5. SIMULATION

임의의 7면체를 대상으로 4개의 센서에 의한 센서융합을 시뮬레이션하였다. 임의의 운동을 고려하기 위하여 물체는 x축 주위로 $\sin(t, 0.5)$, y축 주위로 $0.4t$, z축 주위로 $0.05t, (t, -3)$ 의 각속도로 회전한다고 가정하였다. 이들은 linear, parabolic, 그리고 sinusoidal한 운동을 모두 고려한 것이다.

시뮬레이션에서 사용한 4개의 센서들은 각각 다른 sampling time과 uncertainty 를 갖는다. 센서 1은 0.1초의 sampling time과 20%의 uncertainty 를, 센서 4는 0.2초의 sampling time과 80%의 uncertainty 를 갖는다고 가정하였다. 센서 2와 3은 0.15초의 sampling time과 각각 40%와 20%의 uncertainty 를 갖는 센서를 이용하였다.

그림 3~10은 이들 센서로부터 구한 결과들이다. 그림 3~6은 각각의 센서에 대하여 sampling 순간, 순간에 구한 위치값과 순간 에러를 나타낸다. Uncertainty 가 큰 센서일수록 큰 에러를 나타내고 있음을 볼 수 있다. 그림 7~10은 순간값으로부터 물체의 동작을 예측한 후, 구하여진 물체의 운동을 0.5초마다 보여준 그림이다. 평균화 효과에 의하여 급격한 순간 에러는 많이 줄어들었으나 여전히 큰값의 에러를 보이고 있다. 그림 11은

$$\frac{1}{nU_{i,j}} = {}^nC_1 \frac{{}^nE_{i,j}}{{}^nS - {}^nM_{i,j}} + \frac{{}^nC_2}{nS} \sum_{\substack{i_j-s < n w_{i,l} \\ l_i \leq j}} \frac{1}{n w_{i,l}} + {}^nC_3 \cdot ({}^nM_{i,j})$$

$$Q_{i,j} = \frac{\sum_{n=1}^N \frac{{}^nU_{i,j}}{N} \cdot {}^nQ_{i,j}}{\sum_{m=1}^m {}^mU_{i,j}}$$

를 이용하여 그림 3~10의 결과치에 대한 센서융합을 한 결과를 나타낸다. 융합된 결과는 가장 정확한 센서의 결과보다도 정확한 값을 보여주고 있다.

참고문헌

[1] T. Lozano-Perez and M. A. Wesley, "An Introduction for Planning Collision-Free Paths Among Polyhedral Obstacles", *Communication ACM*, Vol.22, pp. 560-570, 1979.
 [2] T. Lozano-Perez, "Spatial Planning: A Configuration Space Approach", *IEEE Trans. Computer*, Vol.10, pp. 73-87, Feb. 1981.

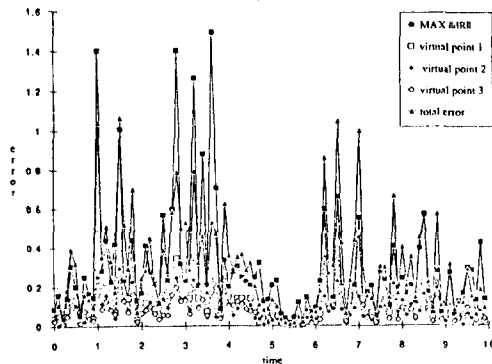


그림 3. 센서 1에서 구하여진 순간점

[3] R. A. Brooks, "Solving the Find-Path Problem by Good Representation of Free Space", *IEEE Trans. System, Man, and Cyber.*, Vol.13, Mar/April, 1983.
 [4] D. T. Kuan, "Automatic path Planning for a Robot Using a Mixed Representation of Free Space", *IEEE Computer Soc. Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 70-74, Apr. 1988.
 [5] J. Gordon and E. H. Shartliffe, "A Method for Managing Evidential Reasoning in a Hierarchical Hypothesis Space", *Artificial Intelligence*, Vol.26, pp. 323-357, 1985.
 [6] T. C. Henderson, W. S. Fai, and C. Hansen, "MKS: A Multisensor Kernel System", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.14, No.5, 1984.
 [7] T. C. Henderson and E. Shilcrat, "Logical Sensor System", *J. of Robotic System*, Vol.1, No.2, 1984.
 [8] P. V. C. Hough, "Method and Means of Recognizing Complex Patterns," *U.S. Patent*, 3,069,654; 1962.
 [9] T. L. Huntsberger and S. N. Jayaramamurthy, "A Framework for Multi-Sensor Fusion in the Presence of Uncertainty", in *Proc. Workshop on Spatial Reasoning and Multisensor Fusion*, pp. 345-350, St. Charles, IL, Oct. 1987.
 [10] R. C. Luo and M. G. Kay, "Multisensor Integration and Fusion in Intelligent Systems", *Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 19, pp. 901-931, Sep. 1989.
 [11] R. C. Luo and W. S. Yang, "Multi-Sensor Fusion for Estimation of a Moving Polyhedral Object", in *Proc. of SPIE Sensor Fusion II: Human and Machine Strategies*, Philadelphia, PA, Nov. 1989.

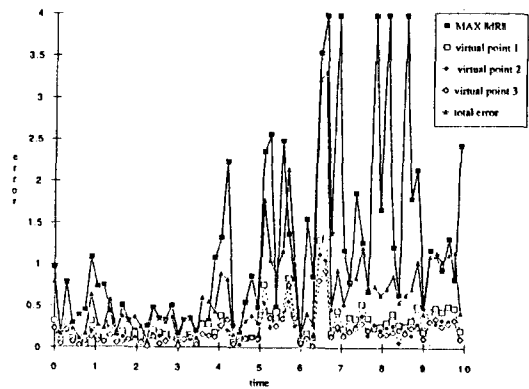


그림 4. 센서 2에서 구하여진 순간점

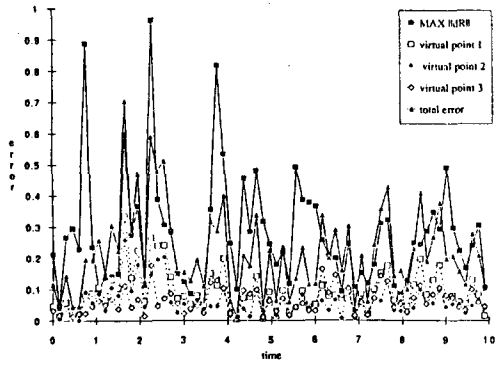


그림 5. 센서 3에서 구하여진 순간점

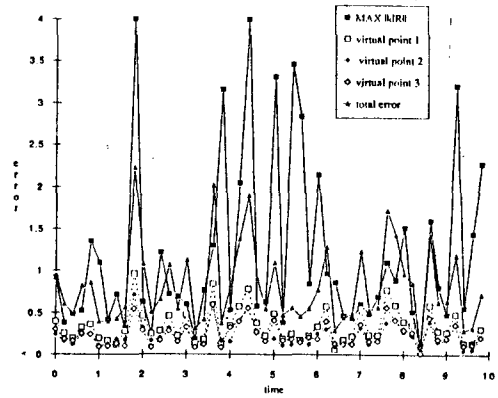


그림 6. 센서 4에서 구하여진 순간점

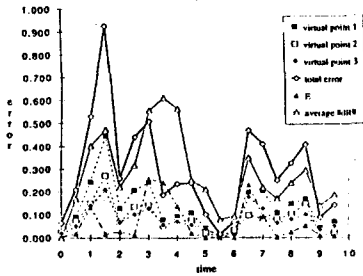


그림 7. 센서 1에 대한 운동예측

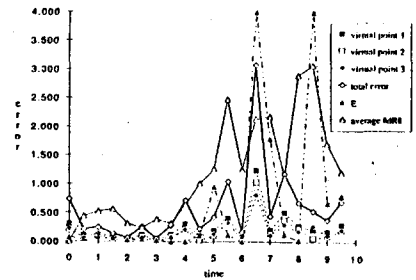


그림 8. 센서 2에 대한 운동예측

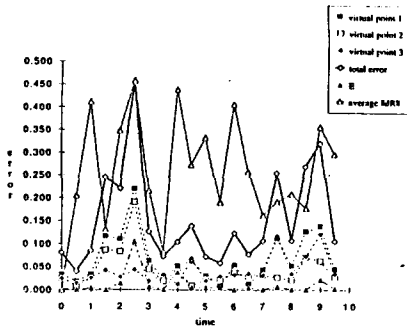


그림 9. 센서 3에 대한 운동예측

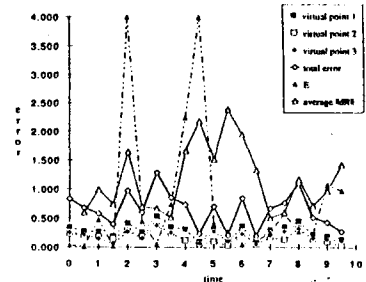


그림 10. 센서 4에 대한 운동예측

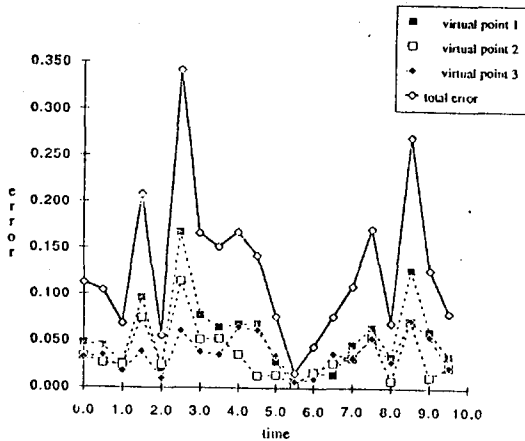


그림 11. 센서 융합에 의한 결과