

지능 로봇 시스템을 위한 다중 센서 데이터 Fusion

김 완주* 고 증협 정 명진
한국과학기술원, 전기 및 전자공학과

Multisensor Data Fusion for Intelligent Robot Systems

W. J. Kim, J. H. Ko, and M. J. Chung
Dep. of EE, Korea Advanced Institute of Science and Technology

Abstract - The objective of this paper is to survey the state of the art of multisensor data fusion in intelligent robot systems. The variety of approaches to the problem of multisensor fusion ranging from general frameworks to robotic applications is surveyed. We have classified them into three categories : sensor modeling, fusional methods, and robotic applications. Also we present research trend and future direction of multisensor fusion.

1. 서론

최근들어 로봇의 응용 범위는 무인 공장과 같이 이미 알고 있거나 잘 구조화된(well structured) 일반적인 환경에서 우주 탐사, 심해 탐색, 이동로봇 등과 같이 주변 환경이 변하거나 부분적으로 밖에 알 수 없는 비구조화된 動的 환경에 까지 확대되어가고 있다. 이러한 비구조화된 환경에서 로봇 시스템이 주어진 작업(task)을 잘 수행하기 위해서는 각종 센서로부터의 정보를 바탕으로 주변환경을 파악할 수 있는 지능(intelligence)을 갖추어야 하며, 이때 센서로부터 얻어진 정보는 작업환경 및 작업조건의 불확실성을 줄여주며 로봇 시스템의 성능을 개선시키는 토대를 제공해준다[1-3]. 그러나 불행하게도 20년 이상에 걸친 센서 및 계산이론(computational theories)에 대한 집중적인 연구에도 불구하고 단독센서에 의한 정보는 그것의 정확도와 안정성 및 동작 범위에 한계가 있으며 또 센서 각각의 신호는 여러가지 잡음의 영향 등에 따라 부정확성(inexactness)과 불확실성(uncertainty)을 피할 수 없음을 물론, 이 단독센서가 고장을 일으킨 경우 전체 시스템이 동작할 수 없는 경우까지 생길 수 있다.

이러한 단점들을 보완하기 위해 비슷한 성능을 가진 센서들을 조합하거나 혹은 서로 특성이 다른 센서나 동작범위의 한계가 다른 센서를 두 개 이상 사용하여 로봇의 주변환경에 대해 단독센서에서 얻는 것보다 좀더 견실하고 믿을 만한 정보를 얻는 다중센서 정보융합(multisensor data fusion)에 관한 연구가 최근 10여년 동안 세계적으로 널리 연구되고 있다 [4-10].

다중센서 정보 융합이란 '서로 다른 센서들로부터 각각 수집되거나, 혹은 서로 같은 센서들로부터 중복되어 수집된 (한

센서로부터 여러번에 걸친 수집도 포함) 원시자료들 및 이들로부터 일차적으로 추출한 자료들(이하 이것들을 통칭하여 정보라 한다)을 결합하여, 각각의 개별적인 정보보다 결합한 후의 정보가 불확실한 주변환경의 상태 및 속성에 대해 좀 더 믿을 만한 추정치(혹은 대표값)를 제공해 주는 것'을 말하며, 이때 수집되는 정보들은 상호보완적일 수도, 경쟁적일 수도 있음은 물론 상호독립적일 수도, 종속적일 수도 있다.

넓은 의미에서의 정보 융합(data fusion)이란 크게, 정보 연계(data association) 분야, 데이터베이스 관리시스템(data base management system : DBMS) 분야, 정보 결합(data combination) 분야, 정보 추론(data reasoning) 분야등으로 나눌수 있으나[11-16], 본 논문에서는 정보 결합과 정보 추론 분야에 초점을 맞춘 협의의 다중센서 정보 융합을 다루기로 하며, 이것의 일반적인 구조는 그림 1과 같이 나타낼 수 있다. 그림 1에서 보듯이 여러 센서들을 통하여 얻어진 주변 환경에 대한 정보(Z_i)들을 전처리 과정이나 국부 추정자(local estimators)(예, fisher model 등)를 통하여 동일한 정보형(unified data format: x_i)으로 변환한 후, 동일 특징을 표현하는 정보들끼리 모아 집단화(clustering)한 후 이 집단화된 정보들끼리 결합하여 최적의 추정치(x^*)를 얻게 되고, 여러 융합 과정을 통하여 얻어진 이러한 추정치(x^* , z^* , w^*)들을 이용하여 주변 환경이나 목표물의 특성 및 속성을 결정 및 추론하게 된다. 이때 최적의 추정치(x^*)와 동일한 특징을 나타내는 정보임에도 불구하고 집단화 과정에서 제외된 의심이 가는 센서 정보(x_j)를 비교함으로써 센서의 고장 및 오동작을 판별하는 기능이 융합 과정에 포함된다.

다중 센서를 로봇 시스템에 적용함으로써 얻을 수 있는 장점으로는 크게 정보의 여유성(redundancy)에 의한 시스템의 신뢰도 향상 및 MTBF 증가, 정보의 상호 보완성(complementarity)에 의한 로봇 시스템의 기능 향상, 시기 적절한 정보의 획득(timeliness) 및 병렬 처리 시스템에 의한 실시간 정보처리, 개별적인 센서 정보로는 얻을 수 없는 전체 상황 및 추세를 경계적으로 얻을 수 있는 정보비용의 경제성(cost of information), 센서 정보의 정확도(accuracy) 증가 및 불확실성(uncertainty) 감소등으로 볼수 있으며, 단점으로는 많은 센서 정보를 처리하는데 따른 계산량과다(computation necessity) 및 센서 자체의 가격에 따른 비용증가 등이 있으나, 이러한 문제는 반도체 소자 및 컴퓨터의 급속한 발전, 그리고 센서들의 가격하락 등으로 융합의 여러 장점들을 살리기에는 크게 문제가 되지 않을 것으로 생각된다 [4,5].

이러한 다중센서 정보 융합의 여러 장점을 살리기 위해 지난 10여년 동안 세계적으로 각 분야에서 다중센서 정보 융합에 관한 연구가 활발히 진행되어 왔고 또 진행 중이다. 그러나 아직까지 '이것이 센서 정보 융합이다'라고 확인할 만큼 이른이 정립되지 않았음은 물론 지금까지 주로 연구되어온 일들은 객체 지향적(object-oriented approach)이거나 특정한 작업에 맞는 과제지향적(task-oriented)인 연구에 치중되어왔다. 그럼에도 불구하고 다중센서 정보 융합의 연구영역을 크게 3 분야로 요약하면,

- 1) 센서의 특성을 어떻게 모델링할 것인가, 즉 센서 모델링 분야
- 2) 어떻게 융합할 것인가, 즉 융합의 방법 및 기법
- 3) 융합된 정보들을 어떻게 응용할 것인가, 즉 다중 센서 시스템의 응용분야

로 나눌 수 있다.

2. 센서 모델링

2.1 개요

다중센서 정보 융합의 제일 첫번째 단계는 무엇을 어떻게 측정하며 이런 측정치들의 정확도를 어떻게 명확하게 모델링하고 정의하느냐이다. 이러한 모델링들을 이용하여, 측정 정보들이 관찰된 환경을 얼마나 잘 정확하게 기술하느냐에 따라 센서 융합의 기능이 좌우되므로 센서의 특성을 모델링하는 것은 매우 중요하다.

일반적으로 센서도 측정된 주변환경 및 목표물에 대한 정보는 부정확하고 오차나 불확실성을 내포하고 있음은 물론, 부분적이고 다른 센서 시스템의 정보들과 조화성(compatibility)이 결여되어 있다. 따라서 이런 불확실(uncertain)한 센서 정보들을 모델링하여 센서시스템의 성능지수(measure of performance) 등을 정량적으로 분석하고, 각 센서의 주변 환경 묘사 능력(sensor ability)을 표현하며, 각기 다른 센서들로부터 얻은 센서 정보들을 비교하기 위한 정보 형태를 일치시키는 행위, 각 센서들이 국부적 통신망(local network)을 형성했을 때 각 센서 좌표계의 일치, 센서들의 calibration, 그리고 센서들 간의 상호 통신을 위한 protocol 결정 등이 센서 모델링이다 [8,17].

따라서 센서 모델링을 하기 위해서는 센서를 통해서 얻어지는 주변환경의 불확실성을 어떻게 표현하느냐(uncertainty representation) 라는 문제와 표현된 불확실성이 좌표계가 달라질 때 어떻게 변화하느냐(uncertainty propagation and handling)가 센서 모델링의 핵심이 되며, 또한 각각의 센서들이 서로 다른 특성(feature)을 기술할 때 이것들을 융합하여 고차원적인 추론이 가능하게끔 각 센서 정보를 통일된 형태로 나타내는 것이 중요한 과제가 된다.

2.2 불확실성(uncertainty)

2.2.1 불확실성의 개념

불확실성이란 정확하게 정의될 수 없는(not clearly defined) 비결정(indeterminate)의 믿을 수 없는(untruthworthy) 어떤 것을 말하며, 이러한 불확실성을 모델링하는 것이 센서 모델링의 주요한 분야가 된다.

일반적으로 불확실성이 생기는 이유는 크게 두가지로 나눌 수 있는데, 하나는 어떤 시스템의 시스템 여러에 기인한 것이고, 또 다른 하나는 센서의 잡음이나 관찰(측정) 오차에서 비롯된다. 센서 모델링에서 다루는 불확실성은 주로 후자의 경우이다. 이러한 불확실성의 모델은 센서 정보의 오차를 확률

구조가 불확실한 랜덤 변수(random variable)로 보거나, 혹은 어떤 집합에 속하는 무리(set-theoretic models: called unknown-but-bounded models)로 간주할 수 있다. 위의 불확실성을 randomness에서 비롯됐다고 볼 때 최근의 fuzzy set theory 등에서는 어떤 어구(의미)의 모호성 등, 의미의 불확실성을 나타내는 fuzziness 개념도 소개되고 있다 [22,23].

2.2.2 불확실성의 모델링

일반적으로 불확실성의 모델링은 크게 3가지의 접근 방법이 있는데,

- 1) 경험적 방법, 이것은 시스템의 과거의 행동양식이 미래의 행동 양식과 비슷한 경우에 많이 쓰이며,
- 2) 이론적 접근 방법, 이것은 thermal noise power level 계산 등과 같이 수학적으로 모델링이 가능할 경우에 많이 쓰이며,
- 3) 의사(pseudo) 방법, 이것은 결정론적(deterministic)인 모델을 얻을 수 있으나 그것이 복잡하고 다루기 힘들 때 사용된다 [22].

센서 모델링에서의 불확실성 모델링은 주로 위 2)의 이론적 접근 방법을 따르는데 이때 각각의 센서 정보들의 불확실성을 확률모델(probabilistic model)로 표현한다. 예를 들면, 지금 어떤 목표물의 특성(feature)을 X 라 하고 이 특성 X 를 점벡터 P 로 매개변수화(parameterization) 했을 때 (이때 벡터 함수 $g(X,P)=0$) 센서로부터 얻은 목표물에 대한 정보의 불확실성은 매개변수 벡터 P 에 확률 밀도 함수(probability density function : p.d.f) $f_p(P)$ 를 고려함으로써 정량화할 수 있다. 이때 벡터 P 의 확률분포를 Gaussian으로 가정함으로써 평균값(mean)과 분산(variance)만을 고려함으로써 모델링을 단순화시키기도 한다. 이렇게 확률모델을 채택함으로써 이론적으로 잘 정리된 확률이론을 사용함으로써 불확실성의 처리가 쉬워지고, 특히 서로 다른 특성들에 대해 공통의 확률공간(probability space)에서 그 특성을 다루므로 서로 비교하거나 결합하기가 매우 쉬워지며, 또한 정량적으로 그것을 해석할 수 있다 [8,17,24].

위와 같은 확률모델과는 달리 1)의 경험적 방법을 살린 퍼지 이론을 이용한 불확실성 모델링을 생각할 수 있는데, 이것은 매우 간단하고 인간의 사고와 비슷한 모델을 세울 수 있다. 즉 어떤 센서가 목표물의 어떤 특성에 대해 얼마나 잘 동작하는지를 퍼지 모델(fuzzy model)로 표현하는 것이다. 예를 들면, "초음파센서는 곡률이 클수록 성능이 좋다"라고 했을 때 '곡률'이라는 특성에 대해 '성능이 좋다'라는 fuzzy set에 그 센서의 조화성(compatibility)을 나타내는 소속함수(membership function)로 그 센서의 곡률의 크고 작음에 대한 특성치(feature value)의 불확실성을 표현할 수 있는 것이다. 그러나 이러한 경험적 모델은 간단하고 쉬운 반면 각 센서의 성능을 정량적으로 정확히 표현하기 힘들다는 단점이 있다.

2.2.3 불확실성의 처리

앞에서 언급한 바와 같이 센서 모델링의 주요한 분야는 센서 정보의 불확실성 모델링인데, 센서의 좌표가 변하거나 이동도보트와 같이 주변환경이 동적일 때에는 목표물 특성의 일치성(correspondence or consistency)을 유지시키기 위해 한 좌표계에서 다른 좌표계로의 불확실성 전파(propagation) 및 서로 다른 특성의 비교 및 결합을 위해 불확실성을 처리할 필요가 있다.

먼저 벡터 함수 $g(X,P)=0$ 으로 특성 벡터 X 가 점벡터 P 로 매개변수화했을 때, 불확실성은 확률밀도 함수 $f_p(P)$ 로 표현

가능하고 이때 변환(transformation) T에 의해 특성 X가 X'로 변환된다고 했을 때 (즉 X'=T(X)) 벡터 P는 또 다른 변환 h_g에 의해 P'로 변환된다고 하자 (P'=h_g(P); 이때 가정은, 모든 특성에 대한 매개변수화는 1대1 대응(bijective)이고 smoothness 조건을 만족한다고 하자). 그러면 작은 perturbation δP에 대해

$$P' + \delta P' = h_g(P + \delta P)$$

$$\delta P' \approx \nabla_P h_g |_P \delta P \text{ (by Taylor's 1st order expansion)}$$

이 된다. 따라서 위의 변환 h_g를 i 좌표계와 j 좌표계 사이의 변환 J_{hi}로 생각하면,

$$P_j = J_{hi}(P_i)$$

이고, 이때 j 좌표계에서의 점벡터 P_j의 mean은 아래와 같다.

$$P_j^* = E[P_j] = E[J_{hi}(P_i)] = J_{hi}(E[P_i]) = J_{hi}(P_i^*)$$

또한 distribution mean에서의 perturbation을 고려하면,

$$P_j^* + \delta P_j = J_{hi}(P_i + \delta P_i)$$

$$\delta P_j = \left[\frac{\partial J_{hi}}{\partial P_i} \right]_{P_i = P_i^*} \delta P_i + O(\delta P_i^2)$$

$$\delta P_j \approx \left[\frac{\partial J_{hi}}{\partial P_i} \right]_{P_i = P_i^*} \delta P_i$$

이므로 j 좌표계에서의 variance는

$$\begin{aligned} J_{\Lambda_P} &= E[\delta P_j \delta P_j^T] \\ &\approx E \left[\left[\frac{\partial J_{hi}}{\partial P_i} \right] \delta P_i \delta P_i^T \left[\frac{\partial J_{hi}}{\partial P_i} \right]^T \right] \\ &= \left[\frac{\partial J_{hi}}{\partial P_i} \right] E[\delta P_i \delta P_i^T] \left[\frac{\partial J_{hi}}{\partial P_i} \right]^T \\ &=: \left[\frac{\partial J_{hi}}{\partial P_i} \right] J_{\Lambda_P} \left[\frac{\partial J_{hi}}{\partial P_i} \right]^T \end{aligned}$$

가 된다.

위의 같이 좌표계간 불확실성의 전파(propagation)와 같은 방법으로 특성간 불확실성도 동일 확률 공간 내에서 정의되므로 전파가 가능하다. (물론 이때 위의 변환 h_g는 J_{hi}가 아니고 특성간 변환 h_{ab}: 특성 a → 특성 b 이므로 이것을 찾는 것이 결코 쉽지는 않다.) 또한 각 좌표계간 혹은 각 특성간 불확실성이 전파된다고 할 때 중요한 것은, 센서 정보들이 나타내는 목표물의 상대위치와 형상은 불변이므로 위상적 구조(topological structure)를 늘 염두에 두어야 하며, 이 위상불변(topological invariants)은 전체 다중센서 정보 융합의 일치성(consistency)을 유지시키는 데 매우 중요하다.

2.3 센서 모델링 방법

2.3.1 개요

전술한 불확실성의 모델링에 기초를 두고 각 센서들의 능력이나 특성을 모델링할 수 있는데 모델링 방법에는 크게 경험규칙(rule-based)에 따른 방법과 센서 정보의 확률적 특성에 따른 방법으로 구분할 수 있다.

센서를 모델링하는데 있어서 중요한 두 요소는 센서 각각의 성능을 모델링할 수 있어야 함은 물론, 획득 가능한 전체 정보를 다룰 수 있는 다중센서 집단의 상호 연관성 및 보완성을 모델링할 수 있어야 한다.

경험규칙에 따른 방법에는 Henderson 등의 논리적 센서(logical sensor)방법과 Flynn, Allen 등의 융합규칙에 기초한 rule-based 방법 및 퍼지 모델에 의한 방법 등이 있는데 이것은 센서의 성능을 정량화할 수 없는 단점이 있고, 확률적 특성에 따른 방법에는 Faugeras, Porilli, Bolle, Richardson 등의 방법이 있는데 이것들은 센서들 간의 상호 연관성이 고려되지 않은 단독센서 모델에 가까우며, Durrant-Whyte는 정보구조(information structure)를 이용하여 센서들의 특성을 모델링하였다 [27-35, 58].

2.3.2 정보구조에 의한 확률적 모델 [8,17]

로봇의 주변환경에 대해 각각의 센서에 의해 얻어진 정보는 대부분 기하학적인 요소로 표현가능하며, 이 기하학적인 요소는 전술한 불확실성 처리와 같이 확률 공간에서 일치성을 잃지 않고 무차원의 공통언어(common dimensionless language)로 잘 표현될 수 있으므로 센서들간의 통신이나 상호작용을 해석하는데 매우 유용하다.

i) 관찰 모델(observation model): 이 모델은 보통 말하는 센서의 noise나 오차에 대한 모델로서 다른 센서의 행동이나 현재 관심 있는 센서의 상태를 안다고 했을 때 주변환경에 대한 센서 모델링으로서 Huber의 gross error model을 이용하여 ε-contaminated Gaussian 분포로 Z의 p.d.f.를 표현할 수 있다 [21]. 이 모델의 특징은 어떤 범위내에서는 매우 정확한 관찰이 가능하며 miscalibration이나 software의 failure 등에 견실하다.

ii) 종속 모델(dependency model): 이 모델은 다른 센서들의 행동이 어떻게 i번째 센서에 영향을 미치는 가에 대한 모델링으로서 j번째 센서에 의한 기하학적인 특성을 i번째 센서의 기하학적 특성으로 변환을 가능하게 해준다.

iii) 상태 모델(state model): 이 모델은 센서자체의 내부 조건이 변하거나 혹은 좌표계 등이 이동하여 센서의 상태가 변할 때 어떻게 센서 관찰에 영향을 미치는가에 대한 모델링으로서 좌표계간 이동할 때에는 전술한 불확실성 처리와 같은 방법으로 모델링할 수 있다. 또한 이 모델은 종속 모델이나 관찰모델에서의 p.d.f.들을 현재의 센서 관점으로 변환시키는 역할을 한다.

2.3.3 논리적 센서(logical sensor) 모델 [27,28]

Henderson 등에 의해 제안된 논리적 센서 모델은, 서로 종류가 다른 여러 센서들로부터 얻어지는 서로 다른 정보를 어떻게 효과적으로 동일 특성을 다루듯이 다루며, 또한 몇개의 센서가 고장 상태이거나 새로운 센서를 추가했을 때 전체 다중 센서 시스템을 쉽게 재구성할 수 있는 가에 초점이 맞추어져 있다. 즉 논리적 센서시스템은 센서의 출력이 어떻게 얻어지는 가에 상관없이 사용자가 각 센서 정보들을 논리적으로 모두 같다고 생각하는 것이다. 논리적 센서모델을 그림으로 표현하면 그림 2와 같으며 이 모델은 physical 센서에 대해서 적용가능할 뿐만 아니라 actuator, gripper 등 다른 device들도 논리적 센서 형태로 표현 가능하므로 전체 다중센서 시스템의 구축에도 유용하게 쓰일 수 있다.

2.3.4 퍼지 모델(fuzzy model) [19,36,59,60]

일반적으로 센서의 사양이나 특성을 나타낼 때 수학적인 모델이나 통계적 수치에 의한 기술이 대부분이지만, 인간과 같은 사고를 생각할 때 센서의 특징을 언어로 표현하는 것이 훨씬 용이하다. 예를 들면 '이 센서는 온도에 민감하다' 라는 가 '이 센서는 빛에 매우 약하다' 등과 같이 정확하게 정량적

으로 표현될 수 없는 경우가 많다. 이렇게 불확실성이 fuzziness의 형태로 표현되는 경우에 센서의 특성을 표현하는 것이 바로 센서의 퍼지 모델이다.

이 모델은 센서 퍼지 constraints라는 개념으로부터 가능한데 센서 퍼지 constraint한 '센서 제한들의 집합(a set of sensor restrictions)으로 멤버십 함수 $\mu_{rc}(\cdot)$ 로 특징지어지는 것'이라고 정의할 수 있다. 예를 들어 초음파 센서는 반사되는 표면의 곡률에 따라 그 성능이 매우 다르며 이러한 센서 퍼지 constraints를 그림으로 나타내면 그림 3과 같이 센서를 퍼지 모델링할 수 있다.

이러한 센서 퍼지 constraints에 의한 센서 퍼지 모델은 센서의 calibration 과정이나 coordination 등에서 얻을 수 있고, 또한 다중 센서들이 로봇 시스템에 설치된 후 training phase를 통하여 얻을 수도 있고, 원래 센서 제작회사에서 제공하는 각 특성에 대한 전달함수(transfer function)와 같은 센서 사양(sensor specification)으로부터도 획득 가능하며, 일반적인 상식이나 경험 등 여러 방법으로부터 각 센서의 어떤 환경 특성에 대한 모델을 얻을 수 있다.

3. 융합 방법(fusional methods)

서로 독립적이거나 종속적인 다중 센서들로부터 얻어지는 정보들을 융합하는 방법은 매우 다양하며 이것이 최선이라고 확언할 만한 방법은 아직까지 존재하지 않으며 대부분의 연구는 어떤 특정한 목적을 위하여 그때그때의 상황에 맞는 방법들을 채택하고 있다.

지금까지의 융합의 방법 및 기법을 살펴보면, 가장 간단하고 직관적이면서도 가장 일반적인 방법인 가중 평균기법(weighted average), 측정 모델의 통계적 특성을 이용하여 반복적으로 추정치를 결정하는 칼만 필터 기법(Kalman filtering), Bayes Rule에 따라 likelihood function들을 이용하는 Bayesian 기법, Shafer-Dempster의 증거추론(evidential reasoning) 기법, 각각의 센서에 대한 신뢰요소(confidence factor)를 설정하고 융합 규칙을 적용하는 production rule 기법, Sugeno의 fuzzy integral이나 possibility를 이용하는 fuzzy 기법, 신경회로망 기법(neural network), Neyman-Pearson 기법, Entropy 기법 및 최근의 morphological filtering 기법 등, 확률 및 통계학적 기법에서 지능 기법(AI) 및 경험규칙을 망라하여 실로 매우 다양하다 [4, 5, 6, 7, 18, 19, 20]. 그중 대표적인 방법들의 핵심 이론을 살펴보면 다음과 같다.

3.1 Bayes 방법 [37-42]

Bayes Rule에 기초한 이 방법은 센서 정보를 처리하는 데 있어 매우 보편적이고 직관적으로 이해하기 쉬운 방법이다. 따라서 다중센서 정보 융합의 많은 경우에 쓰이고 있다. 이 방법의 핵심은 몇가지 선택가능한 해답들에 그것이 참일 확률을 과거의 경험과 미리 세운 센서의 모델을 바탕으로 부여하는 데 있다.

즉 Bayes Rule에 의해 두 사건의 조건부 확률이 다음과 같이 연관될 때

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X) P(X)}{P(Y)}$$

두개의 선형적 확률 P(X), P(Y)와 센서 모델로부터 구해지는 확률 P(Y|X)를 안다면, 얻어진 센서 정보로부터 주변 환경의 특성에 대한 확률 P(X|Y)를 구할 수 있다. 즉 다시 말해 다중 센서로부터 여러개의 정보를 얻은 경우, 그 자료 벡터를 d라 하고 이를 바탕으로 주변환경의 특정한 매개변수 벡터 f를 얻으려고 할 때 Bayes 방법을 사용하면 다음과 같고

$$P(f|d) = \frac{P(d|f)P(f)}{P(d)}$$

여기서 P(d|f)는 어떻게 매개변수 벡터 f를 갖는 주변환경이 센서 정보 벡터 d를 만들어 내는가 하는 모델이라고 할 수 있다.

일반적으로 센서 정보를 처리하여 주변환경을 알아낸다는 것은 알고 있는 것보다 결정해야 할 미지수의 수가 더 많은 경우(ill-posed problem)가 대부분이다. 그러나 선형적 확률 P(f)는 평평하지 않은 어떤 적절한 형태의 선형적 확률을 가지므로 센서 정보로부터 유일하게 주변환경을 결정할 수 있다.

이때 Bayes Rule을 사용하여 p(f|d)의 값을 최대로 하는 것을 f의 정확한 값으로 추정하며 이것을 흔히 f의 MAP(maximum a posteriori) 추정치라고 한다. 그런데 만일 p(f)가 일정하다면(uniform)하다면 MAP 추정은 보통 MLE(maximum likelihood estimate)라고 불리는 것으로 되는데 이 경우에는 p(d|f)를 최대로 하는 f를 적절한 추정치로 생각한다. MAP이나 MLE보다 더 일반적인 방법으로 MVE(minimum variance estimate) 또는 MMSE(minimum mean square error estimate)로 불리는 것이 있다. 이것은 다음을 최소화하는 f를 적절한 추정치로 생각한다.

$$J(f) = \int_S (f - r)^T C (f - r) p(r|d) dr$$

여기서 C는 임의의 positive semidefinite weighting matrix, 혹은 cost matrix이고, S는 f의 해가 존재하는 영역이다. 한편 또 다른 방법으로 Bayesian Estimator의 방법이 있는데 이것은 주어진 자료 벡터 d에서 r라는 판단을 내리는 판단규칙 $\delta(r|d)$ 에 소요되는 비용(cost)으로부터 다음과 같이 정의되는 평균 위험도(average risk)를 최소화하는 f를 적절한 추정치로 생각하는 것이다.

$$R(p(S), \delta) = \int p(S) dS \int p(d|S) dd \int C(S, r) \delta(r|d) dy$$

3.2 Dempster-Shafer 방법 [43-47]

1960년에 Dempster에 의해 소개된 multi-valued mapping의 upper probability와 lower probability를 기초로, Shafer에 의해 정리된 evidence theory는 불확실한 정보(uncertain information)를 효과적으로 다룰 수 있는 특징으로 인해 요 근래들어 인공지능(AI) 영역이나, expert system, decision theory, fuzzy set theory 등에서 많은 주목을 받고 있다.

Dempster-Shafer(DS) 이론에서 상호배타적(mutually exclusive)이고 exhaustive한 기본 가설(elementary propositions)들의 집합을 θ 라 할 때, 이것을 "frame of discernment"라 하고 θ 의 subset으로 표현된 proposition (or hypothesis)에 어떤 증거(source of evidence)를 가지고 probability masses를 지정하는 function을 "basic probability assignment (BPA)"라 하고, 종종 이것을 "probability mass function"이라 부르며, 이것은 각각의 proposition에 "basic probability number (BPN)"을 지정한다. 즉 function을 m이라 하면 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$m : 2^\theta \rightarrow [0, 1]$$

여기서,

$$0 \leq m(\cdot) \leq 1, m(\emptyset) = 0, \sum_{x \in \theta} m(x) = 1$$

이때 집합 A를 $A \in 2^\theta$ 라 하면, m(A)는 A에 대한 BPN을 나타내며 A에 대한 "belief" (belief in A: 종종 lower probability라 불림)는 A의 BPN과 A의 모든 proper subset의 BPN들의 합으로 표시하며, 모든 A에 대해 belief를 규정하는 function을 "belief function(Bel)"이라 하며

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$$

로 정의한다.

이때 Bel 값이 1 이라는 것은 hypothesis를 'total belief' 하는 것이고, 0 이라는 것은 'disbelief'가 아니고 'lack of belief'의 의미이다. 또한 $BPA(A) = m(A)$ 는 'exactly A'에 대한 belief 양이고, $Bel(A)$ 는 A를 의미하는 belief의 총량을 말한다. 어떤 proposition A에 대한 disbelief는 $Bel(A^c)$ (A^c : complement of A)로 나타내며 A에 대한 "plausibility" (plausibility of A: 종종 upper probability 라 불림)는 $1 - Bel(A^c)$ 로 정의된다. 이때 $Bel(A)$ 와 plausibility(A) 사이를 "belief interval"이라 하며 독립적인 belief function Bel_1 과 Bel_2 가 있고 거기에 상용하는 BPA를 각각 m_1, m_2 라 한다면 Dempster's rule에 의해 각각을 조합하면

$$m_1 \oplus m_2(A) = \frac{\sum_{X \cap Y = A} m_1(X) m_2(Y)}{1 - \sum_{X \cap Y = \emptyset} m_1(X) m_2(Y)}$$

로 쓸 수 있다.

이상을 다중센서에 적용하기 위해서는,

- 1) 각각의 증거들로부터 proposition들의 BPA를 귀납하고
- 2) 위의 Dempster's rule에 따라 BPA를 조합한 후
- 3) 각 BPA로부터 Bel을 계산한 후
- 4) Bel로부터 plausibility를 계산한 후
- 5) Belief interval을 이용하여 불확실성이 있는 센서 정보를 융합해 낸다

Dempster-Shafer의 증거추론 방법의 장점으로, 무지의 정도(degree of ignorance)를 표현할 수 있고 singleton에 대한 evidence 뿐만 아니라 subsets에 대한 evidence도 줄 수 있으므로 계층적구조로 reasoning이 가능하다. 반면에 단점으로는, 계산적인 복잡성과 각 evidence 들이 서로 독립적이라는 조건으로 인해 제약이 있으며 Dempster's의 조합 rule에 대한 이론적인 뒷받침이 없다는 것이다.

3.3 Kalman filtering 방법 [48,49]

Random variable들의 sequence로 이루어진 discrete random process 시스템에서 연속적으로 측정되는 정보를 이용하여 그것들의 variance를 최소화하는 방법으로 state-space에서 반복적으로 추정치를 갱신(update)하는 것이 Kalman filtering이다. 즉 다중 센서시스템에서 각 센서에 의해 얻어지는 정보를 random variable로 보고 (즉 actual + noise) 이것들을 Kalman filter를 사용하여 불확실성을 최소화하고 최적의 추정치를 찾아내는 것이 kalman filtering을 사용한 융합 방법이다.

지금 random process의 n차원 동적모델을 생각할 때, 그것은 아래와 같이 3부분으로 나눌 수 있다.

- 1) A vector difference equation

$$x(k+1) = \Phi(k)x(k) + u(k), \quad k = 0, 1, 2,$$

where,

- $x(k)$: n차원 state 벡터
- $\Phi(k)$: known nxn 행렬
- $u(k)$: n차원 random 입력 벡터로서
mean은 0, $E[u(k)u'(l)] = Q(k)\delta_{kl}$
 δ_{kl} 은 Kronecker delta function

- 2) 초기조건 $x(0), x^*(0), P(0) = E[(x(0)-x^*(0))(x(0)-x^*(0))']$ 는 줄 수 있다.

- 3) Process의 출력(measurements) $z(k)$ 는
 $z(k) = M(k)x(k) + w(k), \quad k = 0, 1, 2,$

where,

- $M(k)$: nxn 행렬
- $w(k)$: m차원 측정오차 벡터로서
mean은 0, $E[w(k)w'(j)] = R(k)\delta_{kj}$
 $R(k)$ 는 positive definite 행렬

또한 $x(0), u(j), w(k)$ 는 모두 uncorrelated되어 있다고 가정한다.

이때, 측정 z 로부터 state벡터 x 의 linear minimum variance 추정치를 반복적으로 찾는 것이 Kalman filter이며 어떤 시간 j까지의 측정 z 로부터 $x(k)$ 의 최적의 추정치를 $x^*(k|j)$ 라 하자. 그러면 random state 벡터의 최적의 추정치 $x^*(k+1|k)$ 는 아래의 식과 같이 주어진다.

$$x^*(k+1|k) = \Phi(k)P(k)M'(k)[M(k)P(k)M'(k) + R(k)]^{-1} \times [z(k) - M(k)x^*(k|k-1)] + \Phi(k)x^*(k|k-1)$$

여기서 nxn 행렬 $P(k)$ 는 $x^*(k|k-1)$ 의 covariance이며 그것 또한 아래식과 같이 반복되는 형태로 나타내진다.

$$P(k+1) = \Phi(k)P(k)[I - M'(k)[M(k)P(k)M'(k) + R(k)]^{-1} \times M(k)P(k)]\Phi'(k) + Q(k)$$

따라서 위의 2가지 반복식으로부터 센서 정보들을 minimum variance linear unbiased estimation개념에서 최적의 추정치 정보를 융합해 낼 수 있다. 또한 다중 센서 시스템과 같은 비선형 특성을 가진 문제에 적용하기 위해서는 linearized approximation을 이용하여 위 Kalman filter를 적용한 extended Kalman filter 방법을 사용할 수도 있다.

3.4 Neyman-Pearson 방법 [50-53]

2가지의 메시지 m_1, m_2 가 있다고 하고 또한 2가지의 판단 d_1, d_2 가 있다고 했을 때 메시지 m_1 에 대해서 판단을 d_1 으로 내었다면 정확한 판단을 내린 것이라고 하자. 그러면 $P(d_1|m_1)$ 은 실제로는 m_1 이라는 메시지가 전달되었는데 d_2 라고 판단을 내릴 확률이 된다. 관측치로 이루어진 전체 공간 혹은 영역을 Z 라 하고, d_2 라고 판단을 내리게하는 관측치들의 공간을 Z_2 라고 하면 (물론 Z_2 는 Z 의 부분공간), $P(d_2|m_1)$ 는 다음과 같이 구해질 수 있다.

$$P(d_2|m_1) = P\{z \in Z_2 | m_1\} = \int_{Z_2} p(z|m_1) dz$$

따라서 $P(d_2|m_2)$ 를 최대화하면서 $P(d_2|m_1)$ 은 최소화하는 것이 바람직할 것이다.

Neyman-Pearson 방법에서는 Lagrange multiplier λ 를 포함한 다음 식을 최대화하려고 한다.

$$G = P(d_2|m_2) - \lambda [P(d_2|m_1) - a_0]$$

앞에서와 같이 각 조건부 확률을 적분형태로 바꾸어 정리하면

$$G = \int_{Z_2} p(z|m_2) dz - \lambda \left[\int_{Z_2} p(z|m_1) dz - a_0 \right] = \int_{Z_2} [p(z|m_2) - \lambda p(z|m_1)] dz + \lambda a_0$$

G를 최대화하려면 적분호 내부의 값이 양이 되어야 하므로 Z_2 영역은 다음과 같이 결정된다.

$$Z_2 = \{z: [p(z|m_2) - \lambda p(z|m_1)] > 0\}$$

그리고 Z_1 은 여집합이므로

$$Z_1 = \{z: [p(z|m_2) - \lambda p(z|m_1)] < 0\}$$

으로 된다. 결국 $p(z|m_2) / p(z|m_1)$ 의 값이 λ 보다 작으면 d_1 의 판단을 내리고 크면 d_2 의 판단을 내리면 된다. 이 $p(z|m_2) / p(z|m_1)$ 의 비를 likelihood ratio(LR)이라고 한다.

3.5 Fuzzy 방법 [19, 54-57, 59]

각각의 센서 정보에 신뢰정도(degree of truth)개념을 살린 퍼지 기법에 의한 다중센서 정보 융합의 특징은 전통적인 'Yes', 'No' 결정에 의한 경계치 정보들의 오차를 막을 수 있으며, 퍼지 환경(fuzziness environment: 언어에 의한 의미가 모호한 환경)에 대한 정보 처리가 용이하다. 또한 퍼지 기법에 의해 센서 모델링을 하면 모델링이 단순화되어 융합을 쉽게 구현할 수 있는 것은 전술한 바와 같다.

아직까지 퍼지기법을 이용하여 센서 데이터나 정보를 융합하는 방법에 대해서는 본격적인 연구가 미흡한 상태이고, Tahani 등이 computer vision에서 퍼지적분(fuzzy integral)과 Sugeno의 g - fuzzy measure를 이용하여 APC와 링크를 판별하는데 사용한 적이 있으며, 본 실험실에서는 Zadeh의 possibility를 이용하여 자동 세차장에 미지의 차가 진입할 때, 차의 종류를 판별하는 문제에 대해 다중센서 정보 융합을 구현해 보았는데 그 방법은

- 1) 먼저 각 센서에서 얻어진 정보들 중에서 같은 feature를 나타내는 정보들만 모아 퍼지 집단화(fuzzy clustering)를 행한다. 이때 퍼지 c-means 알고리즘(혹은 fuzzy-isodata)을 사용하여, 각 센서 정보들을 하나의 퍼지 집합의 원소로 보고, 각 원소들이 집단의 중심 값에 대해 얼마나 조화성(compatibility)이 있는 가를 소속도(membership value)로 표현하며 이때 퍼지집합은 각 센서 정보들의 소속도로 이루어진 소속함수(membership function)를 이룬다.
- 2) 위 1)에서 얻어진 각 특성에 대한 소속함수와 센서 모델링에서 언급한 센서퍼지 constraints를 이용하여 각 특성의 대표값을 찾는다. (예를 들면, 거리, 폭물, 크기,)
- 3) 적용하고자 하는 문제 (본 실험실에서는 미지의 차의 판별)에 맞게 Zadeh의 elastic constraints 개념을 살린 fuzzy restriction을 설정한다. (이때 이것은 대부분 function 형태를 취한다.)
- 4) 위 2)의 각 특성의 대표값과 3)의 fuzzy restriction을 이용하여 각 특성이 어느 목표물을 나타내는지에 대한 possibility를 구한다.
- 5) 위 4)의 possibility의 대소를 이용하여 다중 센서로부터 얻어지는 정보가 무엇을 나타내는지 판별한다. 물론 이때 판별의 신빙성을 높이기 위해 conditional possibility나 possibility description descriptor 등을 이용할 수 있다.

퍼지를 이용한 또 다른 방법은 fuzzy logic에서의 approximate reasoning을 이용하는 방법이다. 즉 우리가 가지고 있는 template의 정보가 예매(즉 fuzzy set으로 이루어져 있다)할 때, 만일 센서 정보들도 예매하다면 앞의 possibility 방법을 적용하기는 매우 힘들다. 이때는 template의 fuzzy set과 센서 정보들을 clustering하여 얻은 fuzzy set 사이의 유사도(similarity measure)를 적절히 정하여 유사도의 과소에 따라 판별해 낼 수 있다.

3.6 Heuristic rule based 방법 [58]

센서 정보의 수학적 모델을 세우기 어렵거나 서로 다른 종류인 센서의 특성을 언어 논리로 적절하게 표현할 수 있을 경우 등에는 적절한 규칙을 바탕으로 센서 정보를 융합할 수 있으며 대개의 경우 이 규칙은 경험에 근거한다. 대표적인 예를 보면, Flynn 등은 초음파 센서와 적외선 센서의 경험적 규칙들을 사용하여 이동 로봇의 주변 환경에 관한 지도를 작성

하였다. 초음파 센서는 물체까지의 거리 정보는 비교적 정확하게 주는 반면 초음파가 방사되는 각도의 폭이 넓으므로 角度別 해상도(angular resolution)는 매우 나쁘다. 한편, 적외선 센서는 거리는 정확하게 재지 못하지만 角度別로 물체의 유무는 세밀하게 판단해줄 수 있다. 따라서 이들 센서의 특성을 고려하여 다음과 같은 융합의 규칙을 정하였다.

- 1) 초음파 센서에 의한 거리 정보가 적외선 센서가 최대한 잦을 수 있는 거리보다 큰 경우에는 적외선 센서의 정보를 무시한다.
- 2) 초음파 센서에 의한 거리 정보가 초음파 센서가 최대한 잦을 수 있는 거리보다 큰 경우에는 실제로는 그 이상의 거리라고 판단한다.
- 3) 적외선 센서에 의한 정보가 물체의 유에서 무, 또는 무에서 유로 바뀌고 또 이때에 초음파 센서가 잦 거리가 10 피트 이하이면 주변 물체로 만들어지는 선에 불연속 점이 있는 것으로 판단한다.

4. 다중센서 정보 융합의 응용

다중센서 시스템의 응용 영역은 지능 로봇 시스템 분야, 군사용 전략 혹은 전장관리(military command and control for tactical situation or battle management) 및 C3I 분야, 그리고 인간이 제어하기에는 한계가있는 발전소와 같은 방대한 시스템의 제어 및 운용분야등이 있으며 그 응용 범위가 점점 확대되어 가고있는 추세이다. 지능 로봇 시스템 분야에의 응용을 간략히 살펴보면,

- 1) 2D, 3D의 목표물(object)모델링이나 world 모델링
- 2) 공간 정보(spatial information)
- 3) 분별 및 인식(classification, recognition)
- 4) 다중 목표물 identification
- 5) 거리측정(ranging) 및 위치측정(position estimation)
- 6) 로봇 경로계획(path planning and motion planning)
- 7) 이동 로봇 항법(mobile robot navigation)
- 8) 3차원 물체의 motion estimation
- 9) 추적(tracking)
- 10) Control strategy 결정
- 11) 조립계획(assembly planning)

등 매우 다양하다.

5. 결론 및 앞으로의 연구 방향

지금까지 지능로봇 시스템을 구현하기 위한 다중센서 정보 융합의 각 분야에 대해 간략히 살펴 보았다. 그러나 아직까지 이론적으로나 또는 실제적용 문제에 있어서 대부분의 연구는 초기 단계에 머물러 있다고 볼 수 있으며 다중 센서 시스템을 구축하여 효과적으로 산업 현장 및 로봇 시스템에 적용하기 위해서는 더 많은 연구가 필요할 것이다. 특히,

- 1) 센서 정보들의 registration 문제
 - 2) 센서 정보들의 consistency 문제
 - 3) 센서의 고장을 판단하고 복원(recovery)하는 문제
 - 4) 분산 센서 시스템에서의 local fusion 정보들의 통신 문제
 - 5) 센서 정보들의 병렬 처리(parallel processing) 문제
 - 6) 좀 더 고차원적인, 센서의 행동양식(behavior)에 의존한 전문가 시스템(expert system)이나 formal 모델의 구축 문제
 - 7) AI 기법이나 neural network 기법 등을 더욱 확장시켜 인간의 사고와 더욱 유사한 지능 기법을 발전시키는 문제
- 등이 더욱 고려되어야 함은 물론, 다중센서 정보 융합의 구조

및 융합 방법들을 더욱 발전시키는 문제도 필요할 것으로 사료된다. 또한 다중센서 시스템이 실제 유용하게 쓰이기 위해서는, 결국 센서 자체에 대한 연구도 병행되어 'smart sensor'나 'micro sensor'와 같은 고성능의 센서 개발에 관한 연구가 뒤따라야 할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] A. T. Koivo, et al., "Information Technology for Sensory-Based Robot Manipulators," *IEEE Trans. on SMC*, vol. 19, No. 4, Jul./Aug. 1989.
- [2] M. A. Abidi and R. C. Gonzalez, "The Use of Multisensor Data for Robotic Applications," *IEEE Trans. on Robotics and Automat.*, vol. 6, No. 2, April 1990, pp. 159-177.
- [3] M. M. Trivedi, et al., "Developing Robotic Systems with Multiple Sensors," *IEEE Trans. on SMC*, vol. 20, No. 6, Nov./Dec. 1990, pp. 1285-1300.
- [4] S. C. A. Thomopoulos, "Sensor Integration and Data Fusion," *J. of Robotic System*, vol. 7, No. 3, 1990, pp. 337-372.
- [5] R. C. Luo and M. G. Kay, "A Tutorial on Multisensor Integration and Fusion," *Proc. IECON '90*, California, Nov. 1990, pp. 707-722.
- [6] —, "Multisensor Integration and Fusion in Intelligent Systems," *IEEE Trans. on SMC*, vol. 19, No. 5, Sep./Oct. 1989, pp. 901-931.
- [7] J. K. Hackett and M. Shah, "Multisensor Fusion: A Perspective," *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automat.*, May 1990, pp. 1324-1330.
- [8] H. F. Durrant-Whyte, *Integration, Coordination and Control of Multisensor Robot System*, Boston, MA: Kluwer Academic Publ., 1987.
- [9] J. J. Clark and A. L. Yuille, *Data Fusion for Sensory Information Processing Systems*, Boston, Kluwer Academic Publ., 1990.
- [10] G. D. Hager, *Task-Directed Sensor Fusion and Planning*, Boston, Kluwer Academic Publ., 1990.
- [11] E. L. Waltz and D. M. Buede, "Data Fusion and Decision Support for Command and Control," *IEEE Trans. on SMC*, vol. 16, Dec. 1986, pp. 865-879.
- [12] J. M. Brady, "Forward: Special Issue on Sensor Data Fusion," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 7, No. 6, Dec. 1988, pp. 2-4.
- [13] K. C. Chang, C. Y. Chong, and Y. Bar-Shalom, "Joint Probabilistic Data Association in Distributed Sensor Networks," *IEEE Trans. on AC*, vol. 31, No. 10, Oct. 1986, pp. 889-897.
- [14] D. E. Brown, et al., "Neural Network Implementations of Data Association Algorithms for Sensor Fusion," *Proc. SPIE*, vol. 1100, Mar. 1989, pp. 126-135.
- [15] M. Singhal, "Issues and Approaches to Design of Real-Time Database Systems," *ACM SIGMOD RECORD*, vol. 17, No. 1, March 1988, pp. 19-33.
- [16] D. Kapur and J. L. Mundy, *Geometric Reasoning*, MIT Press, 1989.
- [17] H. F. Durrant-Whyte, "Sensor Models and Multisensor Integration," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 7, No. 6, 1988, pp. 97-113.
- [18] J. C. Pearson, et al., "Neural Network Approach to Sensory Fusion," *Proc. SPIE*, vol. 931, Apr. 1988, pp. 103-108.
- [19] H. Tahani and J. M. Keller, "Information Fusion in Computer Vision Using the Fuzzy Integral," *IEEE Trans. on SMC*, vol. 20, No. 3, May/June 1990, pp. 733-741.
- [20] L. O. Hall and A. Kandel, "Studies in Possibilistic Recognition," *Fuzzy Sets and Systems* 17, 1985, pp. 167-179.
- [21] Peter J. Huber, *Robust Statistics*, John Wiley & Sons, 1981.
- [22] F. C. Schweppe, *Uncertain Dynamic Systems*, Prentice-Hall, inc., 1973.
- [23] H. H. Zimmermann, *Fuzzy Set Theory - and Its Application*, Kluwer Academic Publ. 1985.
- [24] H. F. Durrant-Whyte, "Uncertain Geometry in Robotics," *IEEE J. of Robotics and Automat.*, vol. 4, No. 1, Feb. 1988, pp. 23-31.
- [25] S. F. Su and C. S. G. Lee, "Uncertainty Manipulation and Propagation and Verification of Applicability of Actions in Assembly Tasks," *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automat.*, Sacramento, April 1991, pp. 2471-2476.
- [26] R. C. Smith and P. Cheeseman, "On the Representation and Estimation of Spatial Uncertainty," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 5, No. 4, Winter 1986, pp. 56-68.
- [27] R. C. Luo and T. C. Henderson, "A Servo Controlled Robot Gripper with Multiple Sensors and Its Logical Specification," *Int. J. of Robotic Systems*, vol. 3, No. 4, 1986, pp. 409-420.
- [28] T. C. Henderson and R. Grupen, "Logical Behaviors," *Int. J. of Robotic Systems*, vol. 7, No. 3, 1990, pp. 309-336.
- [29] P. K. Allen, "Integrating Vision and Touch for Object Recognition Tasks," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 7, No. 6, Dec. 1988, pp. 15-33.
- [30] O. D. Faugeras and M. Hebert, "The Representation, Recognition, and Locating of 3-D Objects," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 5, No. 3, Fall 1986, pp. 27-52.
- [31] N. Ayache and O. D. Faugeras, "Building, Registering and Fusing Noisy Visual Maps," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 7, No. 6, Dec. 1988, pp. 45-65.
- [32] —, "Maintaining Representations of the Environment of a Mobile Robot," *IEEE Trans. on Robotics and Automat.*, vol. 5, No. 6, Dec. 1989, pp. 804-819.
- [33] J. Porrill, "Optimal Combination and Constraints for Geometrical Sensor Data," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 7, No. 6, Dec. 1988, pp. 66-77.
- [34] R. M. Bolle and D. B. Cooper, "On Optimally Combining Pieces of Information, with Application to Estimating 3-D Complex-Object Position from Range Data," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 8, No. 5, Sep. 1986, pp. 619-638.
- [35] J. M. Richardson and K. A. Marsh, "Fusion of Multisensor Data," *Int. J. of Robotics Research*,

vol. 7, No. 6, Dec. 1988, pp. 78-96.

[36] H. J. Zimmermann, *Fuzzy Sets, Decision Making, and Expert System*, Kluwer Academic Publ., 1986.

[37] H. F. Durrant-Whyte, "Consistent Integration and Propagation of Disparate Sensor Observations," *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Autom.*, 1986, pp. 1464-1469.

[38] H. F. Durrant-Whyte, "Consistent Integration and Propagation of Disparate Sensor Observations," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 6, No. 3, Fall 1987, pp. 3-24.

[39] Y. P. Hung and D. B. Cooper, "Bayesian Estimation of 3-D Surfaces from a Sequence of Images," *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Autom.*, 1989, pp. 906-911.

[40] H. R. Hashemi and I. B. Rhoads, "Decentralized Dynamic Decision Making", *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Autom.*, 1987, pp. 1826-1841.

[41] R. C. Luo, M. H. Lin, and R. S. Scherp, "Issues and Approaches of a Robot Multi-sensor Integration," *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Autom.*, 1987, pp. 1941-1946.

[42] L. Matthies and A. Elfes, "Integration of Sonar and Stereo Range Data Using a Grid-Based Representation," *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Autom.*, 1988, pp. 727-733.

[43] G. Shafer, *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton Univ. Press, 1976.

[44] J. Yen, "Generalizing the Dempster-Shafer Theory to Fuzzy Sets," *IEEE Trans. on SMC*, vol. 20, No. 3, May/June 1990, pp. 559-570.

[45] S. J. Henking and M. C. Harrison, "An Analysis of Four Uncertainty Calculi," *IEEE Trans. on SMC*, vol. 18, No. 5, Sep./Oct. 1988, pp. 700-714.

[46] R. J. Safranek, et al., "Evidence Accumulation Using Binary Frames of Discernment for Verification Vision," *IEEE Trans. on Robotics and Autom.*, vol. 6, No. 4, Aug. 1990, pp. 405-417.

[47] P. L. Bogler, "Shafer-Dempster Reasoning with Applications to Multisensor Target Identification Systems," *IEEE Trans. of SMC*, vol. 17, No. 6, Nov./Dec. 1987, pp. 968-977.

[48] H. F. Durrant-Whyte, et al., "Toward a Fully Decentralized Architecture for Multisensor Data Fusion," *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Autom.*, 1990, pp. 1331-1336.

[49] G. C. Goodwin and K. S. Sin, *Adaptive Filtering Prediction and Control*, Prentice-Hall, Inc., 1984.

[50] S. C. A. Thomopoulos, R. Viswanathan, and D. C. Bougoulias, "Optimal Decision fusion in Multiple Sensor Systems," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-23, No. 5, Sep. 1987, pp. 644-653.

[51] S. C. A. Thomopoulos, R. Viswanathan, and D. K. Bougoulias, "Optimal Distributed Decision Fusion," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 25, No. 5, Sep. 1989, pp. 761-765.

[52] R. Viswanathan, S. C. A. Thomopoulos, and R. Tumuluri, "Optimal Serial Distributed Decision Fusion," *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Autom.*, 1987, pp. 1848-1849.

[53] E. Drakopoulos and C. C. Lee, "Optimum Fusion of Correlated Local Decisions," *Proc. IEEE Conf. on Robotics and Autom.*, 1988, pp. 2489-2494.

[54] D. Dubois and H. Prade, *Fuzzy Sets and Systems*, Aca. Press, 1980.

[55] L. A. Zadeh, "Fuzzy Sets as a Basis for a Theory of Possibility," *Fuzzy Sets and Systems 1*, 1978, pp. 3-28.

[56] L. A. Zadeh, "The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning," *Information Science*, Vol. 8, 1975, pp. 199-249.

[57] L. A. Zadeh, "A Theory of Approximate Reasoning," in J. Hayes, et al., Eds., *Machine Intelligence*, vol. 9, NY: Halstead Press, 1979, pp. 149-194.

[58] A. M. Flynn, "Combining Sonar and Infrared Sensors for Mobile Robot Navigation," *Int. J. of Robotics Research*, vol. 7, No. 6, Dec. 1988, pp. 5-14.

[59] "Multisensor Data Fusion Using Fuzzy Technique," Internal Report, KAIST, Dept. of EE, Feb. 1991.

[60] M. J. Chung, et al., "A Study on Multisensor Data Fusion Using Intelligence Technique (I)," Technical Report to KOSEF, KAIST, June 1991.

