

논문 95-4-4-07

다중센서의 사용에 의한 계측의 불확실성 감소기법

都 勇 兌

A Technique to Reduce Measurement Uncertainty Using Multisensors

Yongtae Do

요 약

센서의 계측에는 필연적으로 불확실성이 내포되어 있으며 이는 센서계환장치의 신뢰성을 저하시키는 요인이 된다. 본 논문에서는 다중센서를 사용하여 신뢰성 높은 계측을 행하기 위한 기법을 연구하였다. 동적인 환경에서 작동하는 미지의 특성을 가진 센서들을 가정하였으며, 센서출력은 군집화와 추정된 신뢰도를 이용하여 융합하였다. 제안된 기법은 논리적으로 정의된 센서를 사용한 실험에서 기존의 확률적 기법들이 적용되기 어려운 상황에서도 피계측치에 대한 적응적 추정을 행할 수 있었다. 센서 로봇의 지능작업과 같이 구조화되어 있지 않은 환경에서 동작하는 자동화 장치를 위해 제안된 기법은 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

Abstract

Sensory measurements are inevitably uncertain, and this may decrease the reliability of sensor feedback systems. In this paper we present a method to achieve reliable measurements using multiple sensors. Assuming sensors with unknown characteristics in dynamic surroundings, readings from the sensors are clustered and fused with the estimated degrees of credit. In the experiment performed with logical sensors the technique proposed is employed to adaptively estimate the measurand under the circumstances where an existing probabilistic technique is difficult to be applied. The technique proposed may be useful for automatic systems working in unstructured environments - for example, sensory robots employed for intelligent manipulation.

1. 서 론

로봇의 활용이 종래의 단순 반복작업에서 구조화되어 있지 못한 환경에서의 복잡하고 융통성(flexibility)을 요하는 작업으로 급속히 확대되어 감에 따라 작업환경 및 대상물체에 대한 신뢰성 있는 정보의 획득이 중요한 문제로 부각되고 있다. 그러나 작업

상태를 센서를 통해 감지하여 스스로 판단하고 동작하는 이른바 센서 로봇(sensory robots)의 본격적 활용에는 아직 극복되어야 할 여러가지 현실적인 어려움이 있다.

센서장치의 운용에 있어 고려되어야 할 문제들 중 비용상의 조건을 제외하면 가장 큰 문제는 센서정보에 필연적으로 내포되어 있는 불확실성(uncertainty)이다. 흔히 센서계환장치에서 센서의 정보는 정확하다고 가정되지만 실제로는 센서 자체가 하나의 오류원이 될 수 있으며,^[1,2] 이러한 불확실성은 곧바로 센서정보에 의존하여 자동제어되는 장치의 신뢰성을 저하시키는 결과로 나타나게 된다.

센서의 불확실성 요인들 중 대표적인 것으로는 다

대구대학교 제어계측공학과
(Dept. of Control & Instrumentation Eng.,
Taegu University)

<접수일자 : 1995년 8월 17일>

* 이 논문은 1994년도 대구대학교 학술연구비 지원에 의한 논문임.

음의 세 가지를 생각할 수 있다: 첫째는 예기치 못한 고장이나 오동작에 기인하는 센서의 계측실패(sensor failure)로 이는 센서를 전적으로 신뢰할 수 없게 하는 요인들 중에 가장 심각한 것이 된다. 예기치 못한 계측 실패는 센서를 채용한 전체 장치의 동작에 있어 치명적인 결과를 초래할 수 있으며, 그것들이 외형적인 결과로 나타나기 전에는 검출하기도 쉽지 않다. 둘째로 정상적으로 동작하는 센서에서의 계측치라 할지라도 전기적인 요인이나 기계의 진동, 혹은 신호의 전송 및 처리 중에 발생하게 되는 어느 정도의 잡음이나 오차는 피할 수 없다. 이는 센서로부터 제공되는 정보의 정확도에 영향을 미치는 주요한 요소가 된다. 셋째로 장치 자체에 내재하는 불확실성이 있다. 해상도, 주파수 특성, 감도 등 센서의 내부특성에 의한 제약 외에도 부정확하게 보정된 센서나 기계, 작업환경의 가변성 등은 오차를 초래하게 된다. 더우기 피계측 물체의 특성에 따라서 계측의 정확도나 신뢰도가 달라질 수 있다는 점은 센서의 실제적 운용에 있어 문제가 될 수 있다.

이같은 문제들에 대한 전통적인 대처기법은 센서를 정확도와 정밀도가 높은 것으로 대체하는 것이다. 하지만 센서의 성능을 높이는 것은 센서의 한계를 조금 넓히는 대신 비용의 비약적인 상승을 초래하게 되는 경우가 많다. 불확실성 문제에 대한 또 다른 방안은 동일한 대상에 대해 잉여의(redundant) 센서를 사용하는 것으로 최근 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 Richardson^[3]은 부가적인 센서의 사용이 항상 계측의 정확도를 향상시킴을 보였고, Krotkov^[1]는 융합된 다중 센서의 출력이 가장 정확한 센서 단독에 의한 계측치보다 확률적인 의미에서 높은 정확도를 가질 수 있음을 보인 바 있다.

중복하여 사용된 다수의 센서출력을 융합하기 위해 제안된 기존의 기법들에는 여러가지가 있는데, 특히 Bayes 혹은 MLE(maximum likelihood estimation)기법은 직접적이며 사용이 간편하고 확률적으로 최적의 추정 가능성이 있다는 장점을 지니고 있어 Krotkov외에도 Durrant-Whyte,^[3] Wilkinson^[6] 등에 의해 사용되었다. 이 기법의 적용은 흔히 센서의 동작환경이 정적(stationary)이고 각 센서 계측치들의 확률적 특성이 기지이며 서로 독립이라는 가정 아래 이루어진다. 한편 Yager^[7]와 Chatterjee^[8]는 Dempster-Shafer의 정리^[9]를 사용한 기법을 제안한 바 있는데, Dempster-Shafer의 증거의 정리(theory of evidence)는 가정에 대한 불확

실성을 보다 일반화할 수 있다는 점에서 Bayes정리의 확장이다. Garvey^[10]의 논문은 전통적인 Bayes정리와 Dempster-Shafer정리 사이의 차이를 잘 설명하고 있다. 일반적으로 알려진 센서들의 특성을 이용할 수 있는 방법으로 퍼지이론을 사용할 수 있으며, Kim^[11]은 퍼지이론에 의한 정보융합 기법을 제안한 바 있다. 퍼지개념의 사용은 각 센서들의 불확실성을 퍼지논리로 바로 표현할 수 있다는 잇점이 있지만 주어진 정보에서 최적의 추정을 한다는 보장을 할 수는 없다. Flynn^[12]은 자율주행 로봇트를 위해 사용된 이중의 두 센서(초음파와 적외선)들 중에서 상황에 가장 적합한 센서를 결정하는 방법을 제시하였는데, 선택의 주요한 근거는 목표까지의 대략적인 거리였다.

다중센서 장치는 크게 두 가지 방법으로 구성된다. 즉, 센서들이 서로 보완하거나 경쟁적인 관계를 가지도록 설계될 수 있다. 로봇트의 팔에 부착된 시각 센서가 손끝에 부착된 촉각 센서의 계측에 필요한 대략적이고 기초적인 정보를 제공하는 경우가 전자의 전형적인 예가 될 것이다. 이 경우 센서의 계측은 미리 정해진 순서에 의해 이루어지고 뒤에 행해진 계측이 선행된 계측에 대해 우월하다. 한편 후자의 방식이 사용된 경우에는 센서들의 계측이 서로 독립적으로 이루어지므로, 센서출력들의 일부 혹은 전부로부터 보다 신뢰성이 높은 계측치를 얻을 수 있게 된다. 본 논문의 영역은 후자, 즉 경쟁적 관계에 있는 센서들의 출력을 융합하는 데 있다. 센서 출력과 동작환경에 대한 확률적 가정을 최소화함으로써 Bayes기법의 제약을 극복하고 실제 활용영역을 확대하고자 하였으며, 논리적으로 정의된 센서들을 사용한 실험을 통해 유용성을 점검하였다.

II. 센서의 융합

1. Bayes 모델

N 개의 센서가 동일한 대상에 대한 계측을 위해 사용되었다고 하자. 피측정 특성 벡터 θ 의 요소 θ 는 센서에 의해 스칼라 값 D 로 변환된다. 즉,

$$D = S(\theta) \quad (1)$$

이고 S 는 임의의 변환함수이다. 이 때 각 센서출력은 어느 정도의 잡음을 포함하고 있으므로, m 번째 센서의

측정치 x_m 은 가산 잡음 e_m 을 포함하여

$$x_m = D + e_m, \quad 1 \leq m \leq N \quad (2)$$

로 표현될 수 있다.

각 센서의 출력을 미지의 피측정치를 기대치로 하고 임의의 분산을 가진 정규분포의 확률밀도함수로 간주하면, 임의의 센서출력 x_m 의 확률분포는 아래와 같이 주어진다.

$$p(x_m | D) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_m} \exp\left[-(1/2)(x_m - D)^2 / \sigma_m^2\right] \quad (3)$$

따라서 N개의 다중 센서출력 벡터 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ 로부터 피계측치 D는 아래의 likelihood 함수를 최대화하는 값을 찾음으로서 추정될 수 있다.

$$p(X | D) = \prod_{i=1}^N p(x_i | D) \quad (4)$$

식(4)가 각 조건함수들의 곱으로 표현되므로 로그 함수를 도입하면

$$\log p(X | D) = \sum_{i=1}^N \log p(x_i | D) \quad (5)$$

와 같이 합으로 표현될 수 있고, 이는 식(3)으로부터

$$\begin{aligned} \log p(X | D) = & \\ & \sum_{i=1}^N \left[-(1/2) \log(2\pi) \sigma_i^2 - (1/2)(x_i - D)^2 / \sigma_i^2 \right] \end{aligned} \quad (6)$$

로 쓸 수 있다. 따라서 log-likelihood 함수를 최대로 하는 피계측치의 추정치는

$$\frac{\partial}{\partial D} \log p(X | D) = 0 \quad (7)$$

로부터 얻어질 수 있다. 즉,

$$\sum_{i=1}^N (x_i - D) / \sigma_i^2 = 0 \quad (8)$$

에서 D의 최적추정치

$$\hat{D} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i / \sigma_i^2)}{\sum_{i=1}^N (1 / \sigma_i^2)} \quad (9)$$

가 된다.

2. 군집화와 적응가중치에 의한 기법

정적인 환경에서 동작하는 센서의 출력이 기지의 특성을 가진 정규분포를 따른다는 가정하에서 Bayes 기법은 다중 센서에 의한 임의의 계측치들을 융합할 수 있는 직접적인 방법을 식(9)와 같이 제공한다. 그러나 이러한 가정은 기법이 적용될 수 있는 가능영역을 제약하게 되며, 특히 구조화되어 있지 못하거나 동적인 환경에서는 기지의 확률적 특성이 의미를 상실할 수 있다.

이러한 문제에 대한 대책을 고안하기 위하여 미지의 확률적 특성을 가진 센서출력을 가정한다. 사용된 센서의 신뢰도에 대한 구체적인 정보가 존재하지 않을 때 우리가 생각할 수 있는 방법은 간단히 모든 센서가 같은 정확도를 가지고 있다고 기대하거나 각 센서의 신뢰도를 추정하여 사용하는 것이다.

먼저 동일 정확도의 가정을 사용하면, 센서출력들의 평균치로부터 미지의 피계측치는

$$\hat{D} = \sum_{i=1}^N x_i / N \quad (10)$$

와 같이 주어진다. 가정과 같이 각 센서의 확률적 특성이 동일하다면 산술평균이 최적의 추정이 됨은 잘 알려진 사실이다. 그러나 단순히 센서들의 계측치를 평균하는 방법은 그 간편성에도 불구하고 두 가지 실제적 문제에 의해 제약을 받게 된다. 즉, 센서의 계측실패나 임펄스형태의 잡음이 더해진 출력에 의해 평균치가 심하게 영향을 받을 수 있다는 문제와 각 센서의 실제 정확도가 무시된다는 점이다. 이들에 대한 대책으로 본 논문에서는 군집화와 적응가중치의 추정기법을 제안한다.

우선 계측에 실패한 센서나 과중한 잡음에 의해 오염된 출력은 여타의 대부분 정상적으로 동작하는 센서의 출력으로부터 분리하여 고려의 대상에서 제외시키는 것이 필요하다. 이를 위해서 하기의 가정을 사용한다.

[가정1] 임의의 계측순간에 사용된 다중 센서들 중 계측에 성공한 센서들의 갯수가 그렇지 못한 센서들의 갯수보다 항상 다수가 된다.

제안된 가정이 성립하면 근접한 거리에 있는 다수의 센서출력들은 큰 오차를 가지고 있지 않다고 보고 이들만으로부터 참값을 추정할 수 있게 된다. 자료들을 군집화(clustering)하는데 사용될 수 있는 기법에는 여러가지가 있을 수 있으나, 대부분은 정적인 환경에서 확률적 파라미터의 일부가 알려져 있다는 가정을 전제로 한다. 예를 들어 Bayes 군집화 기법은 확률적 자료 모델의 파라미터가 기지의 특성을 가진 랜덤변수라고 간주한다. 그러나 본 논문에서의 상황은 센서 계측치의 확률적 분포가 기지가 아니며 또 고정된 값도 아니다.

확률적 파라미터에 대한 가정없이 진행할 수 있는 군집화 기법으로 'Leader 알고리즘'이 있다.¹³⁾ 이 방법은 우선 최초의 자료를 첫번째 군집의 대표(leader)로 설정하고 다음의 자료가 첫번째 대표와 어떤 임계치내의 거리에 있으면 첫번째 군집에 귀속하고, 아니면 새로운 군집이 정의되면서 스스로 대표가 되게 하는 것이다. 이러한 과정이 모든 자료에 대해서 행하여지게 된다. Leader 알고리즘의 장점은 자료들의 확률적 특성에 대한 별다른 정보가 요구되어지지 않는다는 점 외에도 자료들을 한번만 읽으면 군집화가 끝나므로 빠르다는 데 있다. 이 기법의 단점은 자료들의 순서에 따라 결과가 달라진다는 점이다. 이에 대한 해결은 'Many-Pass' 기법¹³⁾을 사용함으로써 가능하지만 군집화에 소요되는 시간의 증가가 초래되는 문제가 생긴다.

본 논문에서는 Leader 알고리즘의 문제를 해결하는 방법으로 중간값(median)을 대표로 하는 군집을 고려한다. 즉, 다수의 독립적인 센서출력들 중 중간값을 중심으로 임의의 임계치내에 있는 값들만으로 군집을 구성한 후 이로부터 미지의 피계측치를 추정하는 것이다. 중간값을 기준으로 이용함으로써 얻을 수 있는 장점은 계측에 실패한 센서의 출력이 포함된 자료들이 고려될 때, 자료들의 평균값은 편향되게 되지만 중간값은 [가정 1]이 성립하는 한 영향을 받지 않는 비선형 추정자(estimator)의 특성을 가지게 된다는 점에 있다. 또한 본 논문에서 자료의 확률적 분포에 대한 가정이 사용되고 있지 않다는 점도 중간값의 사용이 유용한 이유가 될 수 있다. Durrant-Whyte¹³⁾는 'Contaminated Gaussian Distribution Model'을 제안하고, 센서의 출력

은 어떤 신호 D 를 계측하는 데 있어 대부분 정규분포 $N(D, A_1)$ 을 따르지만 가끔 $N(D, A_2)$ 을 따른다(단, $A_1 \ll A_2$)고 가정하였으며, 임의 순간의 센서출력이 $N(D, A_1)$ 으로부터 온 것인지 $N(D, A_2)$ 으로부터 온 것인지를 판별하는 데 중간값을 기준으로 사용한 바 있다. 이는 중간값을 자료의 일관성 점검의 기준으로 사용함으로써 강건성이 증대될 수 있음을 주장하는 본 논문의 경우와 같으나, Durrant-Whyte가 미지의 참값을 기대치로 하는 정규분포의 가정을 사용하였음을 고려하면 그의 모델에서는 이론적으로 중간값보다 평균값의 사용이 보다 적절하다고 할 수 있다.

군집화에 있어 임계치의 결정은 중요하다. 만약 임계치가 너무 크면 계측에 실패한 센서로부터 출력된 일관성이 결여된 자료까지도 군집에 포함될 수 있고, 그 반대의 경우에는 유용한 자료까지도 제외되어 다중 센서 사용의 잇점을 극대화시킬 수 없게 된다. 만약 어떤 이산 계측시점 $t=\tau$ 의 센서출력에 포함된 잡음벡터 $E(\tau) = (e_1(\tau), e_2(\tau), \dots, e_N(\tau))$ 가 정규분포 $N(0, \sigma(\tau)^2)$ 를 따른다고 하면 임계치는 자료들의 평균값을 중심으로 임의의 정수 a 에 대해 $a\sigma(\tau)^2$ 과 같이 분산으로 평균값과 각 자료와의 Euclid 거리를 정규화하여 결정될 수 있겠지만, 본 논문에서와 같이 자료들의 확률적 특성에 대한 가정이 없는 경우에는 다른 요소(주로 계측장치의 활용영역상 요구되어지는 정확도)가 기준이 되어야 할 것이다.

군집화에 의한 일관성의 점검을 통과한 센서 출력들을 융합하는데 있어 각 센서들의 정확도를 고려할 수 있다면 보다 정확한 계측이 가능해진다. 우리는 동적인 환경(dynamic environments)에서 시변(time-varying)의 센서 정확도를 가정하고 있다. 만약 어떤 시점에 N 개중 일관성 점검을 통과한 $k(\leq N)$ 개의 센서들 가운데 m 번째 센서에 대한 신뢰도를 C_m 이라고 하면, 센서출력 x_m 의 정규화된 가중치 w_m 은

$$w_m = \frac{C_m}{\sum_{i=1}^k C_i}, \quad 1 \leq m \leq k \quad (11)$$

로 주어질 수 있고, 피계측치는 가중평균에 의해 아래와 같이 추정될 수 있다.

$$\hat{D} = \sum_{i=1}^k w_i x_i \quad (12)$$

결국 문제는 각 센서의 신뢰도를 추정하는 것이 되며, 우리는 센서의 과거 제공오차의 추정치를 사용하여 아래와 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} (C_m)^{-1} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{D}(i) - x_m(i))^2 \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{e}_m^2(i) \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 n은 과거 일정시간 동안의 계측횟수이다. 즉, 센서의 계측주기를 δ 라 할 때 일정한 시간 T동안 $n = T/\delta$ 번의 계측이 이루어진다. 식(13)에 의한 추정이 효과적일 수 있기 위해서는 아래와 같은 가정이 필요하다.

[가정 2] 일정한 시간 T동안 각 센서 신뢰도의 변화는 충분히 정적(stationary)이다.

상기의 가정은 센서의 신뢰도에 영향을 미치는 환경의 변화가 주기 T에 비해 충분히 천천히 일어난다는 의미가 된다. 따라서 식(13)에 의한 신뢰도의 추정에 있어 T의 설정이 중요해진다. 즉, T가 너무 크면 동적인 환경하에서 [가정2]를 수용하기 곤란해지며, 너무 작으면 식(13)에 의한 추정치가 충분히 많은 샘플을 사용할 수 없는 결과가 초래된다.

식(13)을 반복적인 형태로 표현하기 위해 (n+1)순간의 새로운 추정치를

$$\begin{aligned} (C_m(n+1))^{-1} &= \\ &= \frac{n-1}{n} (C_m(n))^{-1} + \frac{1}{n} \hat{e}_m^2(n+1) \end{aligned} \quad (14)$$

와 같이 표현하고, 이를 임의의 시간 $t=\tau$ 에서의 추정치로 표현하면

$$\begin{aligned} (C_m(\tau))^{-1} &= (C_m(\tau-1))^{-1} + \frac{1}{n} (\hat{e}_m^2(\tau) \\ &\quad - (C_m(\tau-1))^{-1}) \end{aligned} \quad (15)$$

와 같은 식이 얻어진다.

제안된 기법은 정규분포의 가정을 사용한 기존의 기법을 내포하고 강건성을 증대시킨 것임에 유의할 필

요가 있다. 즉,

- (i) 중간값을 기준으로한 자료들의 일관성 점검은 정규분포의 경우 평균값의 사용과 근접한 의미를 가진다: 정규분포의 경우 평균값을 중심으로 좌우 대칭의 밀도함수를 가지므로, 중간값과 평균값은 근접한 값이 된다. 하지만 전술된 바와 같이 계측에 실패한 센서의 출력이 분포에 첨가되었을 경우에도 중간값은 평균치와는 달리 별로 영향을 받지 않는다.
- (ii) 제안된 기법은 시불변 정규분포의 가정하에서 최적 추정자가 된다: 지금까지는 변화하는 환경에 따라 신뢰도가 변화하는 다수의 센서출력을 융합하는 문제에 관하여 고려하였다. 그러나 제안된 기법은 기존의 기법처럼 정적인 환경에서의 정규분포의 가정하에서도 여전히 유용하다. Bayes 기법을 사용한 경우 센서출력은 식(9)을 이용하여 융합될 수 있었다. 즉,

$$\hat{D} = \frac{\sum_{i=1}^k (x_i / \sigma_i^2)}{\sum_{i=1}^k (1/\sigma_i^2)} \quad (16)$$

이므로, 이는 센서 m의 가중치를

$$w_m = \frac{1/\sigma_m^2}{\sum_{i=1}^k (1/\sigma_i^2)}, \quad 1 \leq m \leq k \quad (17)$$

로 한 평균이라고 생각할 수 있다. 식(13)에서 $E_m = (e_m(\tau-n), e_m(\tau-n+1), \dots, e_m(\tau-1))$ 이 $N(0, \sigma_m^2)$ 를 따른다면 $(C_m)^{-1} = \sigma_m^2$ 라고 볼 수 있으므로 주어진 알고리즘은 정적인 정규분포의 자료에 관한 조건아래에서 최적의 추정자가 된다.

III. 실험결과 및 고찰

1. 논리적 센서의 정의

센서의 출력특성은 여러가지 내부적, 외부적 환경 요소에 의존적이므로 성능을 시험한다는 것은 쉽지 않은 일이다. Henderson^[14]등이 제안한 '논리적 센서(logical sensors)'의 개념은 센서를 특성에 따라 정의하고 시험하는데 편리하다. 논리적 센서는 소프트웨어

와 하드웨어의 결합체로 기능에 따라 추상적으로 정의되는데, 크게 {입력, 계산단위, 출력벡터}의 세 부분으로 구성된다. 논리적으로 정의된 센서는 물리적 센서장치와 응용 프로그램을 하나의 단위로 취급할 수 있게 하기 때문에, 다수의 센서가 복합적으로 사용되는 로봇을 비롯한 자동화 장치에 유용하게 사용될 수 있다.

본 논문에서는 변화하는 환경에 대하여 서로 다른 광도를 가진 센서들을 구현하기 위해 하나의 양안시 장치에 다른 노출시간을 차례로 부여하였다. 그러면 광감도외에는 동일한 내외부 파라미터를 가지는 센서들이 정의되게 되는 것이다. 그림 1은 정의된 논리적 센서의 구성을 보여준다.

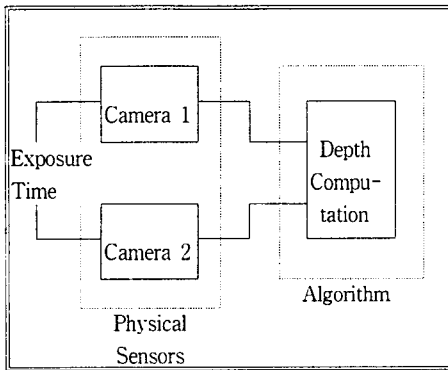


그림 1. 광감도외에는 동일한 특성을 갖는 논리적 거리센서

Fig. 1. Logical depth sensors which have the same characteristics but the light-sensitivities.

2. 실험의 절차와 결과

실험장치는 양안시 장치와 점광원으로 구성된다. 양안시는 거리정보를 계산해낼 수 있도록 보정되었으며, 목표위치는 광점의 중심이 설정되었다. 점광원의 사용은 본 논문의 영역밖에 있는 스테레오 정합의 문제와 카메라 초점의 문제를 배제시킬 수 있게 하므로 유용하다.

카메라에 3개의 다른 노출시간을 부가하여 다른 광감도를 가진 3개의 논리적 센서가 정의되었다. 이로부터 어두운 환경에서는 가장 긴 시간이 설정된 센서(Sensor1)가, 밝은 환경에서는 가장 짧은 노출이 허용

된 센서(Sensor3)가 가장 좋은 결과를 나타내리라고 예상할 수 있었다. 오차함수는 계측된 목표까지의 거리 \hat{d} 과 실제 거리 d 와의 차이로부터 $(d - \hat{d})^2$ 로 정의되었고, 실험이 진행되는 동안 환경은 어두운 상태에서 밝은 상태로 변화되었다.¹⁾ 그림 2는 정의된 논리적 센서들의 오차함수 변화를 보여준다. 예상과는 달리 어두운 환경에서는 센서들의 정확도가 큰 차이를 보이지 않았는데, 이는 가장 불확실할 것으로 예상된 Sensor3이 광점의 일부만 추출할 뿐이어서 얻어진 중심점이 부정확하긴 하지만, 대부분 여전히 작은 광점의 반경내에 존재하게 되기 때문이다. 그러나 밝은 환경에서 과대노출된 Sensor1의 경우는 광점의 영상외에도 많은 잡음들이 중심점 계산에 포함되어 불규칙하고 큰 오차를 보였다.

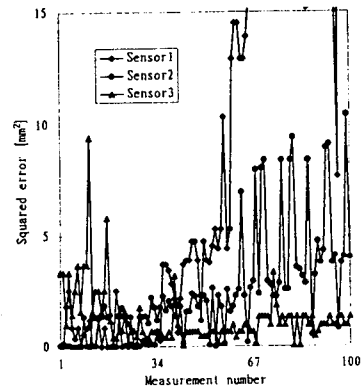


그림 2. 정의된 논리적 센서들의 계측오차

Fig. 2. The measurement errors of the logical sensors defined.

제안된 기법은 다음의 알고리즘에 의해 실현되었으며, PC/486DX에서 Turbo-Pascal로 프로그램되었다:

- 단계1: 각 센서의 신뢰도를 동일치로 초기화한다.
- 단계2: 센서출력들의 중간값을 구한다.
- 단계3: 중간값을 중심으로 임의의 임계치로 군집화를 행한다.
- 단계4: 군집화된 센서자료의 가중치를 식(11)을 사용하여 구한다.

1. 이러한 환경은 창가의 실험실 책상에서 일출전에서부터 일출후까지 시간동안 만들어 졌다.

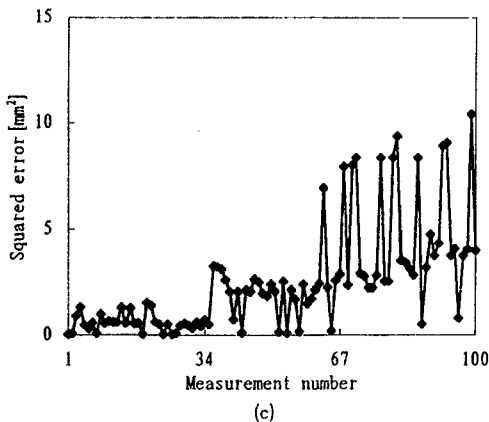
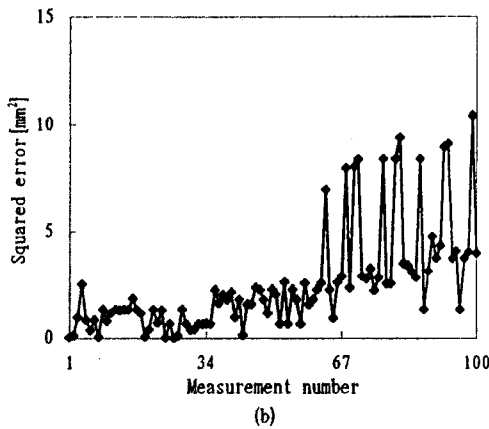
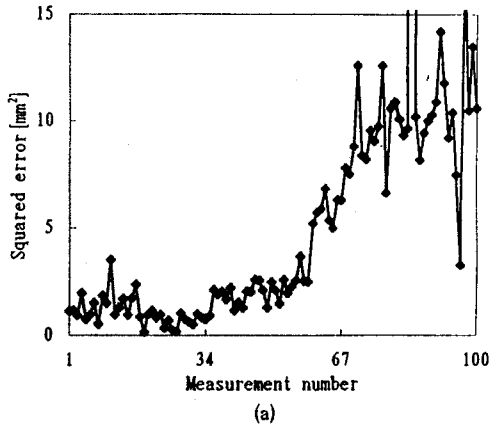


그림 3. 실험의 결과: (a) 계측치를 평균한 경우, (b) 중간값 필터링의 경우, (c) 제안된 기법을 사용한 경우.

Fig. 3. Experimental results: (a) When measurements are averaged, (b) When a median filter is applied, (c) When the proposed method is employed.

표 1. 계측 오차

Table 1. Measurement errors

Sensors/Techniques	Squared Error[mm ²]
Sensor1	15.18
Sensor2	2.48
Sensor3	1.24
Averaging	6.30
Median Filtering	2.51
The Proposed	2.32

단계5: 자료들을 식(12)에 의해 가중평균하여 피 계측치를 추정한다.

단계6: 추정치를 사용하여 식(15)에 의해 각 센서의 신뢰도를 추정한다.

단, $\tau < n$ 이면 식(15)에서 $1/n$ 대신 $1/\tau$ 을 사용한다.

단계7: 새로운 계측치가 입력되면 단계2로 간다.

임계치를 3으로 $n=10$ 으로 하여 실험된 결과는 그림 3과 표 1에 보인 바와 같고, 산술평균 및 중간값 필터링에 의한 결과와 비교되었다. 예측한 바와 같이 평균치는 과도한 잡음을 가진 값(주로 밝은 환경에서 Sensor1의 출력)에 의해 심하게 영향받게 되며 중간값은 이보다 훨씬 좋은 결과를 얻게 해 주었다. 제안된 기법을 사용했을 때 중간값에 의한 결과보다 약간 좋은 결과를 얻을 수 있었는데, 이는 군집화를 통해 가장 정확한 센서(어두운 상황에서는 Sensor1, 밝은 상황에서는 Sensor3)의 출력을 고려할 수 있게 되었기 때문이다.

IV. 결론

센서계측의 불확실성을 감소시키기 위한 방법으로 다중센서의 사용은 유용하다. 본 논문에서는 특히 동적인 환경에서 미지의 특성을 가지는 센서들의 출력을 융합하는 문제가 고려되었다. 이 경우 기존의 대부분 기법들은 적용하기 곤란한 경우가 많으므로 새로운 대책이 필요하다. 군집화와 적응가중치에 의한 방법이 제시되었으며 기존의 기법들과는 달리 확률적 특성에 대한 가정을 최소화하였다. 제안된 알고리즘들을 위해 두 개의 가정이 사용되었지만, 이들은 일반적으로 받아들

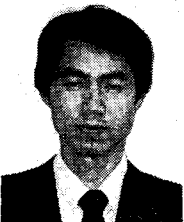
여길 수 있거나([가정1]의 경우), 장치의 프로그래머에 의해 충족시켜질 수 있는 것([가정2]의 경우)이다. 제안된 기법의 보다 간편하고 분명한 실험을 위해 논리적 센서의 개념이 사용되었으며, 제안된 기법은 기대된 결과를 보였다.

기존의 기법들에 비해 제안된 기법이 복잡해 진 것은 명백히 단점이 된다. 이런 점에서 인공지능경회로망과 같이 병렬적이고 분산적인 기법의 사용은 차후 연구의 과제가 될 것이다.

참고문헌

- [1] D. G. Johnson and J. J. Hill, "A kalman filter approach to sensor-based control," IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol.1, no.3, pp.159-162, Sept., 1985.
- [2] D. G. Johnson, "Integrating sensors and actuators for robotic assembly," Ph.D Dissertation, Univ. of Hull, U.K., 1986.
- [3] J. M. Richardson and K. A. March, "Fusion of multisensor data," Int. Journal of Robotics Research, vol.7, no.6, pp.78-96, 1988.
- [4] E. Krotkov, "Exploratory visual sensing for determining spatial layout with an agile stereo camera system," Ph.D Dissertation, Univ. of Pennsylvania, U.S.A., 1987.
- [5] H. F. Durrant-Whyte, "Consistent integration and propagation of disparate sensor observations," in Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1464-1469, 1986.
- [6] A. J. Wilkinson and Y. Do, "Sensing by multiple cameras: Hardware and control strategy," in Proc. Int. Cong. Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management, pp.254-258, 1991.
- [7] R. R. Yager, "New directions in multi-sensor fusion," in Proc. SPIE, vol.1002: Intelligent Robots and Computer Vision, pp.405-413, 1988.
- [8] P. S. Chatterjee and T. L. Huntsberger, "Comparison of techniques for sensor fusion under uncertain conditions," in Proc. SPIE, vol.1003: Sensor Fusion: Spatial Reasoning and Scene Interpretation, pp.194-199, 1988.
- [9] G. Shafer, A Mathematical Theory of Evidence, Princeton University Press, Princeton, 1976.
- [10] T. D. Garvey, J. D. Lowrance, and M. A. Fischler, "An inference technique for integrating knowledge from disparate sources," in Proc. Int. Joint Conf. Artificial Intelligence, pp.319-325, 1981.
- [11] W. J. Kim, J. H. Ko, and M. J. Chung, "On a notion of sensor modeling in multisensor data fusion," in Proc. Korean Automatic Control Conference, pp.1597-1600, 1991.
- [12] A. M. Flynn, "Combining sonar and infrared sensors for mobile robot navigation," Int. Journal of Robotics Research, vol.7, pp.5-14, 1988.
- [13] J. A. Hartigan, Clustering Algorithms, John Wiley & Sons, New York, 1975.
- [14] T. Henderson and E. Shilcrat, "Logical sensor systems," Journal of Robotic Systems, vol.1, no.2, pp.169-193, 1984.

著 者 紹 介



都 勇 兌

1963년 6월 28일생. 1986년 2월 경북대학교 전자공학과(공학사). 1988년 2월 서강대학교 전자공학과(공학석사). 1992년 7월 Electronic Engineering, University of Hull,

U.K. (Ph.D). 현재 대구대학교 제어계측공학과 조교수.