

論文96-33B-4-5

변형도 계측을 위한 퍼지 정보융합 기법

(Fuzzy Data Fusion Technique for Strain Measurements)

崔周鎬*, 柳 濬**

(Ju Ho Choi and Joon Lyou)

요 약

본 논문은 시험시료에 가해진 힘의 크기와 위치 및 센서의 상태를 파악할수 있는 퍼지 정보융합 기법을 제시한 것으로, 센서 신호의 특성을 모델링 하고 센서 신호를 융합함으로써 가능하다. 퍼지 정보융합의 추론변수는 상대적 크기와 절대적 크기, 초기상태, 동기 상관함수 및 비동기 상관함수가 있다. 본 기법의 유용성은 6개의 스트레인 게이지와 캔틸레버바를 이용하여 실험으로 확립하였다. 힘의 위치는 동기 상관함수와 비동기 상관함수에서, 힘의 크기는 상대적 크기와 절대적 크기에서 추론하였다. 특히 힘의 크기는 힘 센서의 측정값과 정보융합 결과를 비교하여 확인하였다.

Abstract

This paper presents a fuzzy data fusion scheme which can analyze the sensor condition, the strength and location of a force applied to a test material. These can be realized by the modelling and fusing of sensor signals and sensor properties. The technique uses, as the inference variables, relative magnitude of data(RMD), absolute magnitude of data(AMD), initial state(IS), synchronized relational function(SRF) and asynchronized relational function(ARF). To Show the usefulness of this scheme, an experiment on the cantilever bar and six strain gages is carried out. The location of the force is inferred from SRF and ARF and the strength from RMD and AMD. In particular, the strength is compared with the measurement data of the force sensor.

I. 서 론

최근들어 계측의 응용범위는 잘 구조화된 계측환경 뿐만 아니라 비정형적이고 구조화되어 있지 않은 동적 환경에까지 확대되어 가고 있고, 계측의 채널(channel)수도 증가되어 계측과 자료획득이 복잡해 지고 있

다. 단일 센서에 의한 계측 정보는 정확도와 안정성 및 동작범위에 한계가 있으며, 센서 각각의 신호는 많은 잡음과 계측의 조건에 따라 부정확성(inexactness)과 불확실성(uncertainty)을 내포할 수도 있을 뿐만 아니라, 센서에 이상이 발생할 경우 정확한 신호획득은 불가능하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 이중 및 동종의 센서정보를 융합하여 단독 센서보다 더 정확하고 안정된 정보를 얻는 다중센서 정보융합(multisensor data fusion)에 관한 연구가 최근 10여 년 동안 세계적으로 널리 연구되고 있다.¹⁾⁻⁸⁾

다중센서 정보융합의 주요 연구분야로는 센서의 모델링 분야와 정보융합 기법으로 분류할 수 있다. 모델

* 正會員, 國防科學研究所

(Agency for Defense Development)

** 正會員, 忠南大學校 電子工學科

(Department of Electronics, Choongnam National University)

接受日字:1994年10月14日, 수정완료일:1996年2月15日

링 분야는 센서정보에 실려있는 불확실성을 어떻게 기술하는가와 이러한 불확실성을 다루는 문제를 포함하여 센서의 특성분석, 센서의 보정, 센서의 오차요인 분석 등을 다룬다.¹⁹⁾ 센서정보 융합방법에는 여러가지가 있으나 일반적으로 Bayesian 기법, 칼만필터 기법, 퍼지기법이 널리 사용된다. Bayesian 기법은 선택 가능한 해답들에 그것이 참일 확률을 과거의 경험과 미리 세운 센서의 모델을 바탕으로 부여하는데 있다. 칼만필터 기법은 Random Variable 들의 Sequence 로 이루어진 Discrete Random Process 시스템에서 연속적으로 측정되는 정보를 이용하여 이것들의 Variance 를 최소화하는 방법으로 State-Space 에서 반복적으로 추정치를 갱신하는 것이며, 퍼지기법은 다중 센서들의 중복 경계치의 처리와 잡음환경에서의 측정에 따른 정보의 왜곡 및 측정 자체의 부정확성을 해결하기 위하여 각각의 센서정보에 신뢰정도(degree of truth)개념을 살린 기법이다.

본 연구에서는 퍼지기법을 센서 특성 모델링과 센서 정보융합에 적용하였는데, 스트레인 계측시스템은 비선형 특성과 센서의 접촉상태, 고장, 온도 영향 및 시험 조건에 따라 변수가 달라지며 센서간의 정보크기와 상관 관계를 수학적으로 정확하게 정량화 하기가 어렵기 때문이다. 현재 널리 이용되는 방법은 스트레인 게이지를 시험시료에 부착하여 스트레인을 계측하는 것은 시험시료의 특정 위치에서만 스트레인 크기를 얻기 때문에 스트레인 분포를 정확하게 알수 없다. 그리고 실험에 사용한 캔틸레버바의 동적 방정식은 2변수의 4계 편미분 방정식으로 표현되므로 계산이 어렵고 여기력의 형태가 비선형적인 경우 방정식의 해를 구하는 것은 불가능하기 때문에 여기력은 초기값으로 주고 시료의 표면질량밀도 등을 구하면 방정식을 구할수 있으나 측정값의 부정확으로 정확한 힘의 크기와 위치를 찾기가 어렵다.

본 연구기법은 다중센서 정보를 융합하여 시험시료에 가해진 힘의 크기와 위치를 추론할수 있기 때문에 스트레인 분포를 알수 있으며, 센서의 동작상태도 확인할수 있다. 본 기법의 유용성을 보이기 위하여 캔틸레버바에 6개의 스트레인 게이지를 부착하여, 힘의 크기는 상대적 크기 정보와 절대적 크기 정보에서, 힘의 위치는 동기 상관함수와 비동기 상관함수 및 센서의 초기조건에 의하여 추론 하였으며, 특히 힘의 크기는 힘 센서를 힘을 가하는 햄머에 부착하여 얻어지는

측정치 정보와 센서융합 정보를 이용하였다. 본 기법은 스트레인 계측시 스트레인 맵과 센서의 동작상태뿐만 아니라 계측장비의 제어변수도 자동으로 제어할수 있어 계측자동화의 핵심기술로 이용될수 있다.

II. 스트레인 게이지의 퍼지 모델링

스트레인 게이지로부터 입력되는 정보를 해석하여 센서 및 시편의 상태를 파악하고 특히, 시편의 동특성을 해석하여 물리적인 정보를 얻기위해 스트레인 게이지의 퍼지 모델링이 요구된다. 센서로부터 입력되는 데이터는 파형이 정형적이지 않고 잡음까지 누적되어 랜덤(random)한 양상을 보인다.

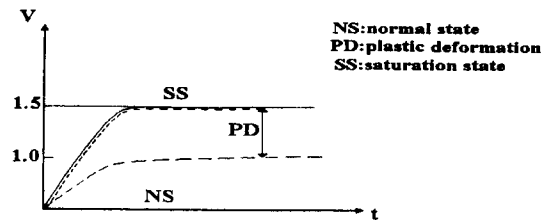


그림 1. 스트레인 게이지의 정특성
Fig. 1. Static Characteristics of Strain Gauge.

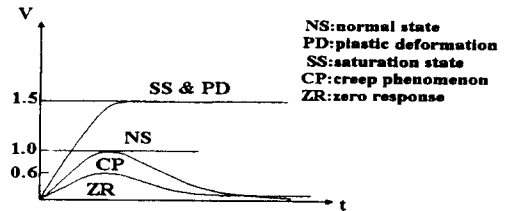


그림 2. 스트레인 게이지의 동특성
Fig. 2. Dynamic Characteristics of Strain Gauge.

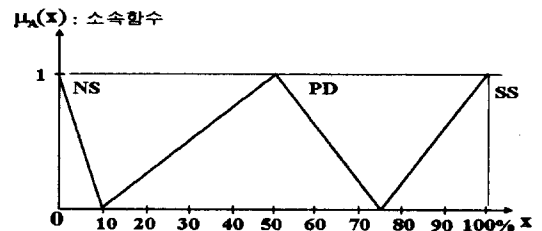


그림 3. 정특성 퍼지 모델
Fig. 3. Fuzzy Model of the Static Characteristics.

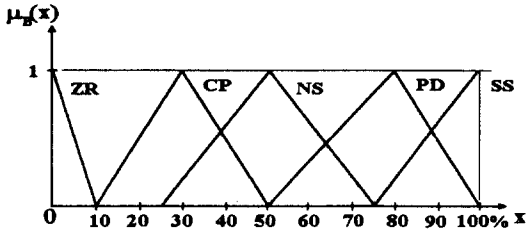


그림 4. 동특성 퍼지 모델
Fig. 4. Fuzzy Model of the Dynamic Characteristics.

따라서, 센서특성의 모델링은 입력된 데이터로부터 센서의 상태를 파악하는데 활용된다. 스트레인 게이지의 출력 특성중 출력이 zero이거나 line이 short일때 발생하는 제로응답과 센서의 접착력이 떨어지는 creep 현상, 게이지가 open일때 발생하는 포화상태에 대한 출력 특성을 퍼지화 모델로 표현하여 센서의 동작상태를 예측할수 있다. 그림 1와 그림 2는 이들에 대한 스트레인 게이지의 특성을 보여주며, 그림 3과 그림4는 이들에 대한 소속함수 그래프를 나타내고 있다.

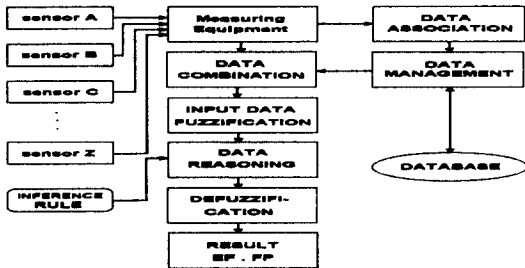


그림 5. 센서정보융합 시스템 구조
Fig. 5. Structures of Sensor Data Fusion System.

III. 센서정보의 융합

센서정보융합을 위한 시스템 구조는 그림5와 같으며 정보융합에는 각종 센서로부터 정보를 수집하고 수집된 정보를 데이터베이스에 사전별, 시간별로 적절히 접목 및 갱신시키는 정보연계(data association) 분야,¹⁷⁾ 데이터베이스내에 자료를 저장하고 데이터베이스내의 자료를 신속히 검색, 효율적으로 정보를 관리하는 데이터베이스 관리 시스템(data base management system, DBMS)분야,^{15, 91)} 중복 수집되는 각종 센서 정보들을 결합하여 정보의 불확실성과 애매성을 감소

시켜 계측조건에 대한 믿을만한 추정치를 제공하는 정보결합(data combination)분야, 결합된 여러정보들로부터 비구조화되고 동적인 주변조건 및 상황을 추론해 내는 정보추론(data reasoning)분야 등으로 구분된다.^[10, 11]

1. 데이터 연계

단일센서인 경우는 센서 자체가 갖는 불확실성을 보정할 방법이 없지만, 다중센서는 정보의 여유도를 갖므로 결합시에 여분의 센서로 상황을 대처할 수 있다. 정보융합에 사용되는 다중센서는 동종 및 이종의 다중센서로 나누어진다. 동종의 경우 센서시스템 자체의 좌표계가 동일하기 때문에, 환경에 의한 변환만이 요구되지만, 이종의 경우 각각의 센서가 갖는 좌표계가 다르므로 가상공통좌표계(VCC, virtual common coordinate)로의 변환이 요구된다. 어떤 센서의 신호가 다음과 같이 표현된다고 가정한다.

$$S_k(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, t) \quad (1)$$

식(1)은 n+1 차원의 좌표계에서의 신호를 나타내고 있으며, 이 공간에서 센서가 출력하는 신호의 스케일이 $S_k(\cdot)$ 함수로 표현됨을 나타내고 있다. 식(1)이 나타내는 센서 신호를 동일한 환경적 조건(물리적으로 동일한 위치)으로 변환하는 함수를 $H_k[\cdot]$ 라고 하면, 다음과 같은 변환이 가능하다.

$$S'_k(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, t) = H_k[S_k(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, t)] \quad (2)$$

동종의 다중센서에 대해, p 및 q번째 센서신호를 각각 $S_p(\cdot)$, $S_q(\cdot)$ 라고 하면, 이상적으로 $H_p[\cdot] = H_q[\cdot]$ 이므로, DIM을 차원수(dimension number)라고 할때, 다음이 성립한다.

$$DIM[S_p(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, t)] = DIM[S_q(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n, t)] \quad (3)$$

데이터 연계과정에서는 각각의 센서들이 공간적, 시간적으로 산재할 수 있으므로 각 센서의 출력케이블 가상공통공간(VCS, virtual common space)으로 사상시켜야 데이터베이스의 체계적 구축이 가능하다. 식 (1)이 나타내는 센서케이블에서 각 축에 해당하는 변수

$$\begin{aligned}
 & (j-1)t_{ij} < t \leq jt_{ij} \\
 N_{p1} = N_{p1j}, & \quad \epsilon_{ak'p1j/1}(t_{p1j/1}), \epsilon_{ak'p1j/2}(t_{p1j/2}), \dots \\
 & \quad \epsilon_{ak'p1j/N_{p1j}}(t_{p1j/N_{p1j}}) \\
 N_{ps} = N_{psj}, & \quad \epsilon_{ak'psj/1}(t_{psj/1}), \epsilon_{ak'psj/2}(t_{psj/2}), \dots \\
 & \quad \epsilon_{ak'psj/N_{psj}}(t_{psj/N_{psj}}) \\
 N_z = N_{zj}, & \quad (0, t_{zj/1}), (0, t_{zj/2}), \dots, (0, t_{zj/N_{zj}})
 \end{aligned} \tag{11}$$

따라서, 구간이 Q = 10개로 설정되었다면, 한 구간 당 1024/10 = 102개의 스트레인 데이터가 존재하게 된다. 구간별 비교시, 실제로 6개의 게이지로부터 입력되는 데이터는 타임 쉬프트(time shift)에 의한 차가 무시할 정도로 작기때문에 각 극치와 영교차점의 비교만으로도 원하는 정보를 얻어낼수 있다.

3. 데이터베이스

데이터베이스의 항목은 데이터의 상대적 크기(RMD), 기준 데이터의 절대적 크기(AMD), 센서의 초기상태(IS), 센서 데이터간의 관계, 시간적 시이퀀스에 의한 각 센서 데이터간의 관계 등으로 구성된다.

1) 상대적 크기

데이터의 상대적 크기는 정규화된 값을 의미하며, 최대값을 이용하여 구할수 있다.

$$\epsilon_{ak}(t)_{in} = \text{Norm} [\epsilon_{ak}(t)] = \epsilon_{ak}(t) / \epsilon_{ak/\max} \tag{12}$$

상대적 크기는 [0,1] 의 Domain을 가지므로 다음과 같이 양자화를 할수 있으며 RMD의 소속함수는 그림 6과 같다.

소속함수 결정은 그림 6, 그림 7, 그림 8에서 퍼지숫자 A=(a₁, a₂, a₃)의 a₂는 입력신호의 평균값을 취하였고 a₃과 a₁은 a₂보다 10% 많게 또는 작게하여 삼각 퍼지숫자 A의 대역폭은 전체신호의 20% 되게 하였다.

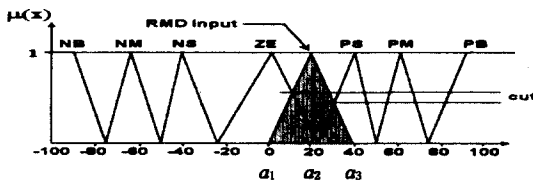


그림 6. RMD의 퍼지 모델
Fig. 6. Fuzzy Model of the RMD.

그림 6에서, PB는 Positive Big(75%~100%), PM은 Positive Middle(50%~75%), PS는 Positive

Small(25%~50%), ZE는 Zero(-25%~25%), NS는 Negative Small(-50%~-25%), NM은 Negative Middle(75%~-50%), NB는 Negative Big(-100%~-75%)이다.

2) 절대적 크기

식 (12)에서 정규화된 센서의 데이터는 각 $\epsilon_{ak/\max}$ 값이 비교되어야 한다. $\epsilon_{ak/\max}$ 의 최대값을 $\epsilon_{a/\max}$ 로 정의하면,

$$\epsilon_{a/\max} = \text{MAX} \{ \epsilon_{a1/\max}, \epsilon_{a2/\max}, \dots, \epsilon_{a5/\max}, \epsilon_{a6/\max} \} \tag{13}$$

식 (13)의 $\epsilon_{a/\max}$ 는 기준 데이터의 절대적 크기를 함축하고 있으며, 캔틸레버 실험 특성상 일반적으로 $\epsilon_{a/\max} = \epsilon_{a1/\max}$ 가 성립한다. AMD는 각 센서의 최대치를 의미하며, 이에 대한 양자화는 다음과 같으며 AMD의 소속함수는 그림7과 같다. 이 그림7에서 PB는 Positive Big(75%~100%), PS는 Positive Small(25%~75%), ZE는 Zero(-25%~25%), NS는 Negative Small(-75%~-25%), NB는 Negative Big(-100%~-75%)에 해당한다.

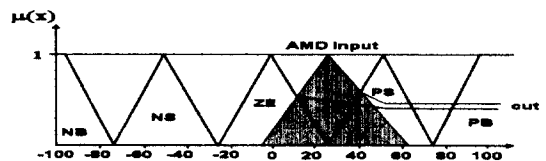


그림 7. AMD의 퍼지 모델
Fig. 7. Fuzzy Model of the AMD.

3) 각 센서의 초기 상태

초기 스트레인은 센서 출력에 큰 영향을 준다. 초기 스트레인이 지나치게 큰 경우에는 스트레인 게이지의 선형동작 영역을 넘어가므로 데이터의 손실을 가져올수 있다. 초기상태의 평균치는 삼각형의 소속함수를 이용하여 퍼지수로 변환되며 입력된 데이터를 평가하기 위한 양자화와 출력 형태는 정특성 퍼지 모델 그림3과 같다. 그림3에서 PB는 Positive Big(75%~100%), PM은 Positive Middle(30%~75%), PS는 Positive Small(20%~50%), ZE는 Zero(0%~10%)로 각각 양자화되었다. 센서 상태를 결정하는 출력 그래프는 PLASTIC DEFORMATION(PD) 상태, CREEP PHENOMENON(CP) 상태, NORMAL STATE(NS) 상태, 그리고 SATURATION STATE(SS) 상태로 분류된다. 각 상태는 단일값(singleton) 형태의

소속함수를 갖는 것으로 정의하였다.

표 1. 스트레인 게이지의 상태 맵핑 모드
Table 1. Status Mapping Mode of Strain Gage

Input \ Mode	1	2	1 : 정출력 상태 2 : 동출력 상태
PB	SS	SS/PD	
PM	PD	PD	
PS	PD	CP	
ZE	NS	NS	

출력표의 소속함수는 그림3과 그림4와 같다. 스트레인 게이지의 상태 판정을 위한 상태 맵핑 모드는 표1과 같다. 이 표에서 정출력 상태에서는 MODE 1을 사용하고, 동출력 상태에서는 MODE 2를 사용하도록 설계되었다.

4) 각 센서 데이터간의 관계

SRF는 센서가 N개 일때 가장 가까운 인접센서와 비교할 경우 (N-1)번의 비교가 요구된다. SRF는 전체 데이터의 초기과도 구간인 10%에 대해 적용하며, 다음과 같이 정의된다.

$$SRF [ij] = (1/102) \left(\sum_{t=0}^{0.1T} \epsilon_{ai}(t) \epsilon_{aj}(t) - SRF_a [jj] \right) \quad (14)$$

$$SRF_a [jj] = \sum_{t=0}^{0.1T} \epsilon_{aj}(t) \epsilon_{aj}(t) \quad (15)$$

식 (15)는 autocorrelation을 나타낸다. 따라서, 식 (14)는 패턴비교를 나타내고 있다. SRF는 인접센서에 대해서만 계산되므로 1-2, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6의 순서로 계산이 진행된다.

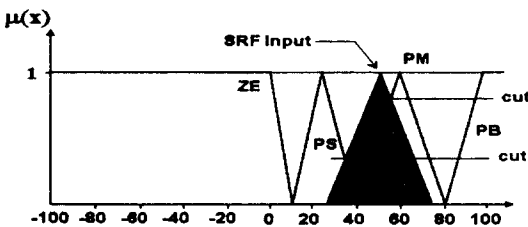


그림 8. SRF 의 퍼지 모델
Fig. 8. Fuzzy Model of the SRF.

충격이 가해진 부분의 양측 센서는 다른 센서에 비해 큰 SRF값을 보인다. SRF 의 퍼지모델은 Positive

Big (80%~100%), Positive Middle(40%~80%), Positive Small(10%~40%), Zero(0%~10%)로 양자화되며, 도해적인 표현은 그림8과 같다.

SRF가 PB이면, i, j 가 가까운 위치의 양측에 인접해 있거나 다른 특성을 나타낼을 알수 있고, ZE 이면 유사 특성 혹은 양측에 인접하지 않음을 의미한다.

ARF는 식(11)에 의해 다음과 같이 정의된다.

$$ARF [ij]_q = (1/N_{pq}) \left(\sum_{r=1}^{N_{pq}} \epsilon_{ai < pq/r>}(t_{pq/r}) \epsilon_{aj < pq/r>}(t_{pq/r}) \right) \dots ARF_a [jj]_q \quad (16)$$

$$ARF_a [jj]_q = \sum_{r=1}^{N_{pq}} \epsilon_{aj < pq/r>}(t_{pq/r}) \epsilon_{aj < pq/r>}(t_{pq/r}) \quad (17)$$

$$ARF [ij] = (1/Q) \sum ARF [ij]_q \quad (q = 1, \dots, Q) \quad (18)$$

ARF는 q번째 구간에 대한 극대, 극소의 correlation을 구함으로써 FP의 결정에 더욱 자세한 정보를 제공한다. 각 극대 및 극소는 시간상 1 ~ 2 sample의 차이를 보이는 것이 보통이므로 비동기적 상관비교에 해당한다. ARF의 양자화는 정보추론 부분에서 다룬다.

4. 정보 추론

추론 규칙은 추론 변수에 의해 만들어진다. 각 센서 데이터의 비교시 추론 변수는 데이터의 RMD, AMD, IS, SRF, ARF 등으로 설정되며, 출력 변수는 해머가 가한 힘(Excited Force:EF), 힘의 위치(Force Position:FP)로 설정하였다. RMD는 일종의 측도(Measure)로 정의되며 AMD와 함께 EF를 결정한다. SRF는 동일한 시점에서 데이터를 비교하는 함수이며 ARF는 각 극치가 시간축에서 일치하지 않으므로 비동일 시점에서의 데이터 비교를 나타낸다.

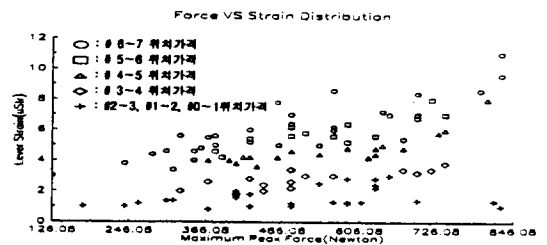


그림 9. 힘과 스트레인 관계
Fig. 9. Relation Between Force and Strain.

EF와 FP로 맵핑을 하기 위해서는 EF 및 FP의 경계를 설정하여야 한다. EF의 값을 N_{EF} 라고 하면, 경계는 다음과 같이 설정된다.

$$\text{Min} [N_{ef}] < N_{ef} < \text{Max} [N_{ef}] \quad (19)$$

그림 9는 해머에 장착한 힘센서와 그림12의 1번 스트레인 게이지가 나타내는 전형적인 특성을 보여준다. 스트레인은 두번째 주기의 최대 변형율을 나타내며 힘은 hard tip 에 의한 순간력을 나타낸다. 따라서, Max [N_{ef}] 는 레버 재료의 선형 탄성율을 유지하는 범위에서 약 800N 으로 정하였고, Min [N_{ef}] ≥ 0 으로 제한하였다. N_{ef} 의 양자화는 LARGE(80%~100%), MIDDLE(30%~80%), SMALL(10%~30%), 그리고 ZERO(0%~10%) 로 하였으며 그림10은 EF 의 비 퍼지 모델을 나타내었다.

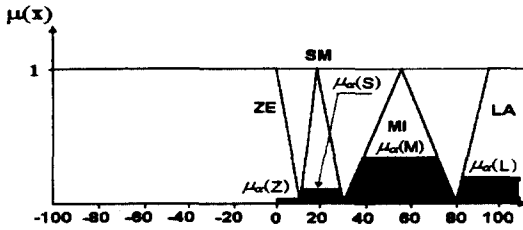


그림 10. EF 의 비 퍼지 모델
Fig. 10. Defuzzy Model of the EF.

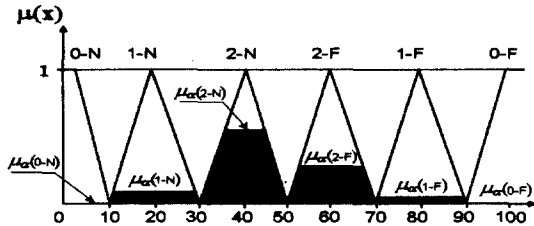


그림 11. FP 의 비 퍼지 모델
Fig. 11. Defuzzy Model of the FP.

FP의 값을 N_{fp}라고하면, 경계는 다음과 같이 설정된다.

$$\text{Min} [N_{fp}] < N_{fp} < \text{Max} [N_{fp}] \quad (20)$$

식(20)에서 Min [N_{fp}] ≥ 0m 이고 bar 의 최대길이에 의하여 Max [N_{fp}] ≤ 0.680m 가 된다. 각 변형도 센서의 위치는 1번이 0.1m, 2번이 0.2m, 3번이 0.3m, 4번이 0.4m, 5번이 0.5m, 6번이 0.6m에 배치되었다. 양자화는 0-NEAR(10%~0%), 1-NEAR(30%~10%), 2-NEAR(50%~30%), 2-FAR (70%~50%), 1 FAR (90%~70%), 0-FAR(100%~90%)

로 하였으며 그림11과 같다.

따라서, 각 센서에 대해 다음과 같은 EF 및 FP 추론규칙을 만들 수 있다. 먼저 EF에 대해,

IF (RMD [ε_{a1}(t_{max})_n] is POSITIVE BIG) AND
(RMD [ε_{a2}(t_{max})_n] is POSITIVE MIDDLE) AND
...
(RMD [ε_{as}(t_{max})_n] is POSITIVE SMALL) AND (21)
(AMD [ε_v(t_{max})] is POSITIVE BIG)

THEN

EXCITED FORCE is LARGE

END IF

FP에 대해, 과도구간의 SRF와 나머지 구간의 ARF를 산정하여,

IF ((SRF [1, 2] is POSITIVE BIG) AND
(ARF [1, 2] is POSITIVE SMALL) AND (22)
(IS [ε_{ak}(t = 0) |_n] is ZERO))

THEN

FORCE POSITION is 1-NEAR

END IF

표 2. EF 데이터를 위한 RMD 대 AMD look-up table
Table 2. RMD Versus AMD Look-up Table for EF Data.

RMD		AMD						PB	PS	ZE	NS	NB
		1	2	3	4	5	6					
PM	PM	PS	PB	PM	PS							
PB	PM	PM	PM	PS	PS		LA	MI	ZE	SM	MI	
PM	PS	PS	PM	PS	NM		LA	MI	ZE	MI	LA	
PM	PM	PS	PM	PM	NS							
PM	PM	PS	PM	NM	PS		MI	SM	ZE	SM	MI	
PM	PS	PS	PM	NM	PM							
PM	PS	PS	NB	PM	PS		LA	MI	ZE	SM	MI	
PB	PM	PS	NM	PM	PS							
PM	PS	NM	PM	PS	PS		MI	SM	ZE	MI	LA	
PB	PM	NB	PM	PM	PS							
PB	NB	PS	PM	PS	PS		MI	MI	ZE	SM	LA	
PM	NM	PS	PM	PM	PS							
NB	PM	PS	PM	PS	PS							
NM	PM	PS	PB	PM	PS		MI	SM	ZE	SM	LA	

$\epsilon_{ai}(t)|_n$ 와 $\epsilon_{aj}(t)|_n$ 의 관계는 $\Sigma(n-1) = 15, \{n = 1, \dots, 6\}$ 이므로 총 15개의 관계표가 요구되나 실제로 비교에 적합한 데이터를 포함하는 것은 인접한 게이지 간의 데이터이므로 1-2, 2-3, 3-4, 4-5, 5-6의 5개 데이터 비교가 유용하다. 표2는 EF를 얻기위한 각 센서 데이터의 비교실험 테이블이다. 각 센서사이에 충격이 가해졌을 때의 일반적인 RMD와 AMD를 기준으로 50회의 시험을 거쳐 작성되었다.

FP의 추론은 SRF와 ARF를 이용한다. 초기조건이 FP의 결정에 영향을 줄 수 있으므로 IS의 추론변수가 사용된다. 해머의 충격 위치를 찾아내기 위한 SRF [i, j]와 ARF [i, j]의 추론변수는 누적정보 개념을 사용하는 correlation function이다. SRF와 ARF가 동시에 ZERO 값을 가지는 경우, 두 비교 파형은 완전히 일치함을 의미한다. ARF는 PB, Positive Big (100%~80%), PL, Positive Large(79%~50%), PM, Positive Middle(49%~35%), PS, Positive Small(34%~15%), PT, Positive Tiny(14%~5%), ZE, Zero(4%~-5%), NT, Negative Tiny (-6%~-20%), NS, Negative Small(-21%~-40%), NM, Negative Middle(-41%~-100%)로 양자화되며, 입력기준이 되는 소속함수는 삼각형으로 한다.

표 3. SRF [i, j], ARF [i, j]의 FP에 대한 맵핑표

Table 3. Mapping Table of the SRF [i, j] and ARF [i, j] for FP.

SRF[i,j]		ARF[j]									
		PB	PL	PM	PS	PT	ZE	NT	NS	NM	
PB	IS	PB	1 N	1 N	*	*	*	2 F	2 F	*	*
		PM	*	1 N	*	*	2 N	2 N	2 N	*	*
		PS	*	1 N	1 N	*	2 N	1 N	1 N	1 N	*
		ZE	*	2 N	1 N	1 N	0 N	0 N	0 N	0 N	0 N
PM	IS	PB	2 N	*	*	*	*	*	*	*	*
		PM	*	2 N	*	2 N	2 N	2 N	*	*	*
		PS	2-F	2-N	2-N	2-N	2-N	2-N	2-N	1-N	*
		ZE	2-F	2-N	2-N	1-N	1-N	1-N	0-N	0-N	
PS	IS	PB	2 F	2 F	*	1-N	*	*	*	*	*
		PM	1-F	2 F	2 N	2 N	2 N	2 N	*	*	*
		PS	1 F	2 F	2 F	2 N	1 N	2 N	1 N	*	*
		ZE	0-F	1-F	2 F	2 F	1-N	1 N	1 N	1-N	0 N
ZE	IS	PB	1 F	*	*	*	*	0 N	*	*	*
		PM	*	1-F	2 F	2 F	2 F	0 N	1-N	*	*
		PS	0 F	1 F	1 F	2 F	2 N	0 N	1 N	1 N	*
		ZE	0-F	1 F	1-F	1 F	1 N	0-N	1 N	1 N	

표 3에서, ARF [i, j]는 9개로 양자화되었으며 SRF [i,j]는 4개, IS도 4개로 각각 양자화되었다. 이 표3은 i=1, j=2에 대한 사상표이므로 (i,j) = (2,3), (3,4), (4,5), (5,6)에 대한 FP로의 사상표가 존재한다. 따라서, 각각의 사상에 의해 다음과 같은 식이 성립한다.

$$\begin{aligned} \mu_{\alpha}(0 \text{ NEAR}) &= \text{MAX} [\mu_{\alpha}(0 \text{ NEAR}_{(1,2)}), \mu_{\alpha}(0 \text{ NEAR}_{(2,3)}), \\ &\dots, \mu_{\alpha}(0 \text{ NEAR}_{(5,6)})] \\ &= \text{MAX} [\mu_{\alpha}(0 \text{ NEAR}_{(ij)})] \end{aligned} \tag{23}$$

$$\mu_{\alpha}(1 \text{ NEAR}) = \text{MAX} [\mu_{\alpha}(1 \text{ NEAR}_{(ij)})] \tag{24}$$

$$\mu_{\alpha}(2 \text{ NEAR}) = \text{MAX} [\mu_{\alpha}(2 \text{ NEAR}_{(ij)})] \tag{25}$$

$$\mu_{\alpha}(2 \text{ FAR}) = \text{MAX} [\mu_{\alpha}(2 \text{ FAR}_{(ij)})] \tag{26}$$

$$\mu_{\alpha}(1 \text{ FAR}) = \text{MAX} [\mu_{\alpha}(1 \text{ FAR}_{(ij)})] \tag{27}$$

$$\mu_{\alpha}(0 \text{ FAR}) = \text{MAX} [\mu_{\alpha}(0 \text{ FAR}_{(ij)})] \tag{28}$$

따라서, EF의 출력 기준표에서 α -level 된 각 값 ($\mu_{\alpha}(L), \mu_{\alpha}(M), \mu_{\alpha}(S), \mu_{\alpha}(Z)$)은 다음과 같이 중앙 평균 방법에 의해 단일값으로 계산된다. [그림 10, 그림 11. 참조]

$$EF = \frac{(L \cdot \mu_{\alpha}(L) + M \cdot \mu_{\alpha}(M) + S \cdot \mu_{\alpha}(S) + Z \cdot \mu_{\alpha}(Z))}{\mu_{\alpha}(L) + \mu_{\alpha}(M) + \mu_{\alpha}(S) + \mu_{\alpha}(Z)} \tag{29}$$

유사한 방법으로 FP에 대해 다음과 같이 비퍼지화를 할 수 있다. 먼저, 식(23)에서 식(28)까지의 과정에서 계산된 각 α level 값을 $\mu_{\alpha}(0N), \mu_{\alpha}(1N), \mu_{\alpha}(2N), \mu_{\alpha}(0F), \mu_{\alpha}(1F), \mu_{\alpha}(2F)$ 라고 하면, FP는 다음과 같다.

$$FP = \frac{0N \mu_{\alpha}(0N) + 1N \mu_{\alpha}(1N) + 2N \mu_{\alpha}(2N) + 0F \mu_{\alpha}(0F) + 1F \mu_{\alpha}(1F) + 2F \mu_{\alpha}(2F)}{\mu_{\alpha}(0N) + \mu_{\alpha}(1N) + \mu_{\alpha}(2N) + \mu_{\alpha}(0F) + \mu_{\alpha}(1F) + \mu_{\alpha}(2F)} \tag{30}$$

IV. 실험 및 검토

1. 시스템의 구성

실험에 사용한 시스템 구성은 그림12와 같다. 캔틸레버의 상단에 포일형 스트레인 게이지를 6개 부착하고, 임의의 위치를 실험용 해머로 충격을 가하므로써 센서들로부터 출력되는 스트레인 정보를 이용하여 해머로 가한 힘의 세기 및 위치를 파악할 수 있다. 6개의 스트레인 게이지는 휘스톤 브리지회로로 구성

되어 PSC8000 디지털 제어방식 증폭기에 연결된다. PSC8000의 출력신호는 11403A 디지털타이징 오실로스코프로 입력되고 A/D 변환되어 메모리에 저장된다. 이 데이터는 GPIB를 통해 컴퓨터로 down-load 받을 수 있다.

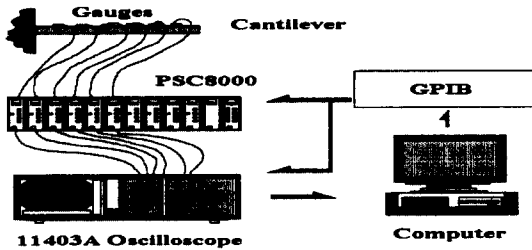


그림 12. 계측장비 시스템 블록다이아그램
Fig. 12. Block-diagram of the Measuring Equipment System.

2. 센서의 초기 상태 확인

센서의 초기 상태는 계측되는 데이터에 큰 영향을 주므로 본 실험에서는 실험 수행전에 IS 변수로 센서 상태를 점검하도록 하였다. 센서의 초기상태는 표1과 같이 AC-Coupling 된 신호를 센서 특성 소속함수와 비교하여, 이미 정의된 4개의 센서 상태에 사상되도록 하였다. 정특성 상태에서는 CP 와 PD 가 구별이 곤란한 상태가 발생할수 있으나 동특성 상태에서는 CP 와 PD 구별이 용이해지므로, 센서가 정특성 모드인지 혹은 동특성 모드인지에 대한 정보를 상태 확인전에 파악해야 한다.

3. 변형도 신호파형

그림 13은 캔틸레버의 # 6-7 위치에서 임의의 힘을 가했을때 6개 센서에서 들어오는 신호파형을 그린 것으로 힘의 충격 초기에서 캔틸레버바의 미세진동을 볼 수 있으며 대체로 힘의 크기가 센서의 위치에 따라 순서적으로 나타났으나 3 번센서와 4 번센서에서 두번째 고조파가 상당히 크게 나타남을 알수 있다. 이러한 사실은 ARF의 사상표 구성에 큰 영향을 준다. 신호레벨이 제일 큰쪽이 1번 센서이고 제일 작은쪽이 6번 센서이다.

4. 힘의 위치 확인

표 4는 캔틸레버의 임의의 위치에 힘을 가하고 제안된 센서정보 융합결과와 위치데이터를 비교한 것이다. S/N비가 비교적 좋은 지지대측이 센서의 정보융합 결과가 실제 타격점과 오차가 작음을 알 수 있다. 6 번센

서 부분을 타격한 경우는 S/N비가 떨어져 44mm의 실오차를 보였다. 표4에서의 최대 출력은 두번째 주기의 최대값을 의미하며, 고조파의 영향으로 4번센서가 3번센서보다 출력이 크다. 최대출력은 증폭기에서 5000배 증폭된 결과이며 스트레인은 식(9)에 의해 계산된다. 그림14는 1번센서의 스트레인 출력파형과 p-p 500mV 50Hz 정현신호를 X-Y도로 나타낸 것이다.

표 4. FP 측정 데이터의 비교

Table 4. Comparison of FP measurement data.

내역 \ 순번	1	2	3	4	5	6
타격점(mm)	50	150	250	350	450	550
융합결과(mm)	51	142	231	325	410	506
최대출력(mV)	510	420	360	380	250	210
변형도(uStr.)	102	84	72	76	50	42

이 그림 14에서 신호선이 많이 교차하는 것은 신호속에 포함된 고조파 영향 때문이다. 점차 y=0 축에 심하게 집중 되는데, 이것은 신호감쇠 특성이 크다는 의미이다. 힘이 가해진 위치에 따라 ARF와 SRF의 값이 다르게 나타났으며, 특히 힘의 가해진 전후 센서에서 SRF의 차가 크게 나타났다. 예를들어, 힘이 2번과 3번 사이에 가해지면 1번과 2번의 SRF는 비슷하나 2번과 3번 센서 데이터의 SRF는 큰차를 보인다. 정보 융합시에 타격점 주변의 센서결합이 발생하여도 ARF의 계산에 의한 FP값은 크게 변화되지 않음을 확인하였다.

5. 힘의 크기 확인

표 5는 EF의 측정치와 계산치를 비교한 것이다. 타격점은 표4와 같으며 최대 순간력은 그림16과 같이 임펄스 형태를 갖는 힘의 첨두치를 의미한다. 햄머의 팁은 철제의 하드팁(hard tip)을 사용하였으며, 힘이 800N 을 초과할 경우, 스트레인이 포화되는 현상이 나타난다. 이러한 힘과 스트레인의 관계는 그림 15에서 대략적으로 파악할수 있다. 힘센서로 사용된 force transducer 의 감도는 2.3 mV/N , 공진주파수는 31kHz이며 2200N까지 측정이 가능하다.

스트레인 포화는 800N이상에서 발생하므로 실험시에 700N 내외의 힘에 대해 제안된 알고리즘을 적용하였다. FP와는 상이하게 오차의 분포가 전체적으로 고

르게 나타났다.

표 5. EF 측정 데이터의 비교
Table 5. Comparison of EF measurement data.

내역 \ 순번	1	2	3	4	5	6
타격점(mm)	50	150	250	350	450	550
최대순간력 측정치(Newton)	710	651	680	703	648	785
최대순간력 계산치(Newton)	723	682	691	712	649	791
변형도(μ Str.)	8.5	7.2	5.5	3.3	2.1	1.4

6. 시간과 위치별 변형도 분포곡선

그림 17은 캔틸레버의 #6~7 위치를 가격하였을 때 각 시간과 위치별 변형도 분포를 구한 것이며, 6개의 변형도 센서 정보를 융합하여 6점 이외의 불연속 위치에서 변형도 크기는 정보 보간법(interpolation)중 Newton의 Divided Difference Method을 이용하였다. 그림17에서 변형도는 한 눈금(division)당 20μ strain으로 하였고 거리축은 100mm, 시간축은 20 msec로 하였다. 특히 그림17에서 680mm 위치는 #6~7와 가까운 부분이며, 0.0 위치는 support가 위치한 부분이다.

V. 결 론

캔틸레버는 2변수의 4계 편미방으로 표현되므로 이론적인 계산이 어렵고, 또한 여기력의 형태가 비선형적인 경우, 그 동적 방정식의 해를 구하는 것은 거의 불가능하다. 따라서, 동 역학적인 시험 시료의 경우에도 힘의 위치와 힘의 크기를 구하는데 다중센서 정보 융합 기법을 도입, 적용하여 힘의 위치, 크기 등을 추론하는 것이 가능함이 입증되었다. 특히 힘의 위치확인 문제에서 ARF와 SRF의 관계를 이용하여 비교적 정확하게 힘의 위치를 알 수 있었으며, 힘의 크기의 경우는 최초로 force transducer로 힘의 경계치에 대한 신뢰도 있는 데이터를 구하므로써, 정확한 힘의 크기를 추론하는 것이 가능하였다.

본 다중센서 정보융합 기법을 소총이나 화포 및 전차포 개발에 적용하면 시험체의 스트레인 맵을 얻을수 있어 무기체계의 개발자에게 설계를 위한 귀중한 자료를 제공할수 있으며, 계측장비의 제어변수(증폭기 이득,

대역폭, 샘플링 율)를 모델링 하고 입력신호의 특성에 따라 융합된 결과를 이용하면 계측장비의 제어변수를 제어할수 있어 계측자동화에도 유용하게 이용되리라 본다.

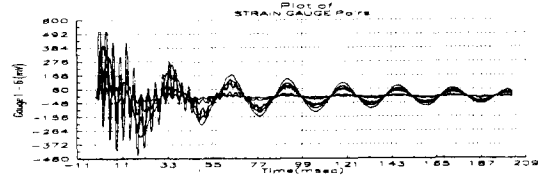


그림 13. 스트레인 신호파형
Fig. 13. Signal Waves of the Strain.

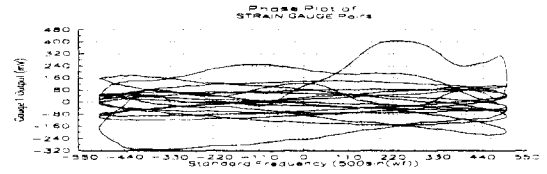


그림 14. 1번 스트레인 게이지 신호와 표준 정현파의 X-Y 도
Fig. 14. The X-Y Plot of the Strain Gage Signal with 50 Hz Standard Sinusoidal Wave.

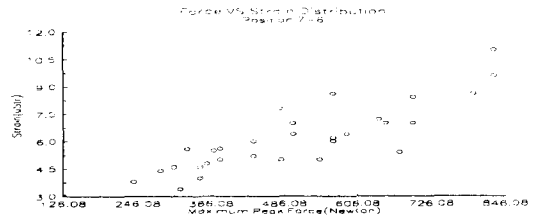


그림 15. 1번 스트레인 게이지의 스트레인과 힘관계
Fig. 15. The relation between strain and force of Strain gauge number 1.

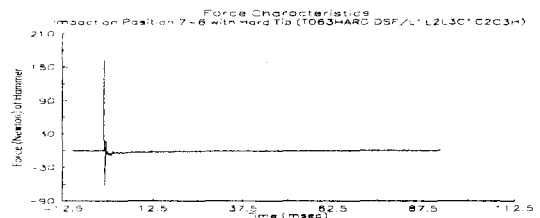


그림 16. 햄머의 force transducer 에 의한 최대 순간력
Fig. 16. maximum peak force by force transducer of hammer.

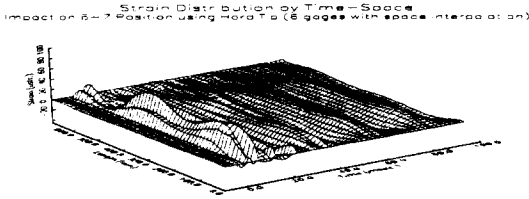


그림 17. 변형도 분포곡선
Fig. 17. distribution curve of the strain.

참 고 문 헌

[1] M. H. Trivedi, et al., "Developing Robotic Systems with Multiple Sensors," IEEE Trans. on SMC, Vol. 20, No. 6, Nov./Dec. 1990, pp 1285-1300.

[2] S. C. A. Thomopoulos, "Sensor Integration and Data Fusion," J. of Robotic System, Vol. 7, No. 3, 1990, PP. 337- 372.

[3] R. C. Luo and M. G. Kay, "A Tutorial on Multisensor Integration and Fusion." Proc. IECON' 90, California, Nov. 1990, PP. 707-722

[4] Lawrence A Klew, "A Boolean Algebra Approach to Multiple Sensor Voting Fusion", IEEE Trans. on Aerospace & Electronic System, Vol. 29, No. 2, APRIL 1993, PP. 317-326.

[5] J. K. Hackett and M. Shah, "Multisensor Fusion : A Perspective," Pro IEEE Int. Conf. on Robotics and Automat., May 1990. PP. 1324-1330.

[6] H. F. Durrantwhyte, Integration, Coordination and Control of Multisensor Robot System. Boston, MA : Kluwer Academic Publ., 1987.

[7] J. J. Clark and A. L. Yuille, Data Fusion for Sensor Information Processing Systems. Boston, Kluwer Academic Publ., 1990.

[8] G. D. Hager, Task Directed Sensor Fusion and Planning. Boston, Kluwer Academic Publ., 1990.

[9] H. F. Durrantwhyte, "Sensor Models and Multisensor Integration," Int. J. of Robotics Research, Vol 7, No. 6, 1988, PP. 97-113.

[10] E. L. Waltz and D. M. Buede, "Data Fusion and Decision Support for Common and Control." IEEE Trans. on SMC, Vol. 16, Dec. 1986, PP. 865-879.

[11] J. M. Brady, "Foreware : Special Issue on Sensor Data Fusion," Int. J. of Robotics Research, Vol. 7, No, No. 6, Dec. 1988, PP. 2-4.

[12] 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. Oct. 1986, PP. 889-897.

저 자 소 개



崔 周 鎬(正會員)

1949년 9월 18일생. 1976년 2월 부산대학교 전자공학과 졸업. 1995년 2월 충남대학교 전자공학과 공학석사. 1996년 3월 충남대학교 전자공학과 박사과정. 1977년 2월 ~ 현재 국방과학연구소 계측기법

연구 실장. 주 관심분야는 센서 및 계측, 제어장치 자동화, 퍼지 및 신경망 응용등임.



柳 濬(正會員)

1956년 3월 22일생. 1978년 2월 서울대학교 전자공학과(학사) 1984년 8월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(박사) 1984년 10월 ~ 현재 충남대학교 전자공학과 교수. 1989년 2월 ~ 1990년

2월 미쉬전 주립대학 전기공학과 방문교수. 1994년 12월 ~ 1995년 2월 독일 Fraunhofer IPA 연구소 방문교수. 주관심 분야는 제어계측공학, 산업공정예의 제어응용등임.(사진없음)