한국공작기계학회 '99년도 춘계학술대회 논문집 pp.75~80

퍼지논리를 이용한 수평 머시닝 센터의 열변형 오차 모델링
Thermal Error Modeling of a Horizontal Machining Center Using the Fuzzy Logic Strategy

이 재 하(경북대 대학원), 양 승 한(경북대 공대)
Jae-Ha Lee(Graduate School, Kyungpook Univ.),
Seung-Han Yang(Kyungpook Univ.)

Abstract

As current manufacturing processes require high spindle speed and precise machining, increasing accuracy by reducing volumetric errors of the machine ıtself, particularly thermal errors, is very important. Thermal errors can be estimated by many empirical models, for example, an FEM model, a neural network model, a linear regression model, an engineering judgment model etc. This paper discusses to make a modeling of thermal errors efficiently through backward elimination and fuzzy logic strategy. The model of a thermal error using fuzzy logic strategy overcome limitation of accuracy in the linear regression model or the engineering judgment model. And this model is compared with the engineering judgment model. It is not necessary complex process such like multi-regression analysis of the engineering judgment model. A fuzzy model does not need to know the characteristics of the plant, and the parameters of the model can be mathematically calculated. Like a regression model, this model can be applied to any machine, but it delivers greater accuracy and robustness.

Key Words : Fuzzy Logic Model(퍼지모델), Thermal Errors(열변형 오차), Linear Regression Model (선형회귀모델), Engineering Judgment Model(공학적 경험모델), Backward Elimination(뒤로부터 제거)

1. 서론

현재 스핀들의 회전속도가 고속화되고 정밀 가공이 요구되는 생산환경에서 가공되는 공작물 오차의 주요 원인인 공작기계 자체의 오차, 특히 열변형 오차를 제거하여 공작 가공물의 정확도를 높이는 것은 매우 중요하다. 특별히 정밀가공에 있어서 공작물오차의 40 ~ 70%가 열변형 오차에 기인한다고 알려졌다.[1] 이러한 열변형 오차를 줄이기 위하여 오차보정에 대한 많은 연구가 행해져 왔고 오차보정시스템은 기계의 정도를 효율적인 비용으로 향상시키는 수단으로 최근 중요한 관심사로 대두되었다. 오차보정시스템의 성능은 기본적으로 오차모델의 정확도와 강건성에 의해 크게 좌우되며 모델링시 온도센서의 위치를 선택하고 수량을 결정하는 것도 고려되어야한다.[2]~[3] 이런 문제를 효과적으로 해결하고 쉽게 현장에서 적용될 수 있는 모델의 필요성이 제기 되었다.

기존의 오차보정모델로 사용되어 왔던 방법에는 유한요소법(Finite Element Method), 신경회로망(Neural Network), 공학적경험모델, 선형회귀모델 등이 있다.

유한요소법은 열원의 정확한 위치와 크기, 경계조건을 결정하기가 힘들기 때문에 적용하기가 어렵다.[4] 신경회로망 모델은 많은 양의 학습 데이터가 필요하고 모델링 시간이 길다. 또한 변수수의 증가와 비례해 모델링 시간은 더욱 늘어나게 된다는 단점이 있다.[5] 다중회귀분석을 이용한 공학적 경험모델은 고차항 변수를 가지고 있어 강건성에 문제가 있으며 타당한 공학적 경험을 얻기 위해선 많은 노력과 지식이 필요하다.

선형회귀모델은 공작기계 구성품간의 온도에 따른 비선형적 특성을 선형으로 가정함으로써 이에 따른 오차의 소지가 있다. 또한 공작기계의 열원은 제한적이며 온도변수들은 서로 매우 의존적이어서 공선성문제가 발생하게 되어 모델의 신뢰도가 떨어지게 된다.[6]

이러한 이유로 본 논문에서는 뒤로부터 제거를 이용하여 효율적으로 공선성을 피하는 변수조합을 선택하여 선형모델을 만든 뒤 그 선형모델의 한계를 비선형모델링에 사용되는 퍼지모델로 보안하는 방법을 제안한다. 퍼지모델은 유한요소법에 의한 모델처럼 플랜트의 특성을 가정하여 열원의 위치, 크기, 경계조건등을 결정할 필요가 없고 모델링이 신속하며 일정패턴의 학습에 빠지지 않는다. 제안하는 퍼지모델은 회귀모델과 동일하게 플랜트의 특성을 알 필요가 없으며 모델링시 선택해야 하는 부분은 수학적으로 계산 가능한 값이므로 유한요소법, 신경회로망처럼 어렵지 않게 어떤 기계에도 적용이 용이하며 정확하고 강건한 모델을 구현할 수 있다.

2. 실험 및 모델링

2.1 실험

머시닝 센터의 열적 거동을 조사하기 위해서 다음 조건으로 실험을 수행하였다. 먼저 공학적인 판단에 의해 스핀들 드리프트 오차에 영향을 미치리라 예상되는 곳에 온도 센서를 Fig. 1과 같이 부착하였다. 센서 T1, T2는 X축의 너트와 베어링, T3, T4는 Y축의 너트와 베어링, T5, T6은 Z축의 너트와 베어링, T7, T8은 스핀들, 센서 T9, T10, T11, T12는 칼럼, T13과 T14는 각각 X축과 Z축 베드의 온도를 측정한다. 측정 오차는 Y축의 변형에 의한 Z축 방향의 스핀들 드리프트 오차를 측정하였다. 여기 열변형 오차모델의 입력온도 변수는 대기온도 T15와 별로 차이가 없는 T14를 기준온도로 삼아 각 온도센서의 측정값과 기준온도의 차이 ΔT로 설정한다. 시간에 따라 변화하는 공작기계의 열적오차를 모델링하기 위해서 다양한 기계의 열적 상태에서 측정되어진 데이터를 기초로 오차와 온도에 대한 함수를 구해야 한다.

이런 사항을 만족시키기 위해 다음의 실험조건을 세웠다. 기계 작동 상태는 스핀들의 속도와 테이블이송속도가 저속일 때(600rpm, 508mm /min)와 고속일 때(3000rpm, 2006 mm/min)로 나누었다. 실험 기계는 1회 실험시 저속의 상태로 90분, 기계를 멈춘 냉상태로 60분, 고속의 상태로 120분, 냉상태 60분으로 가동되었다. 온도는 각 온도센서로부터 30분 간격으로 측정되었고 공작기계는 체대각선을 따라 가동되었다.

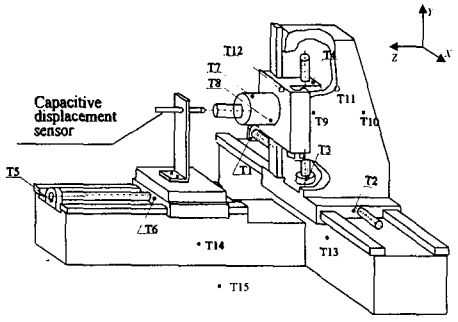

Fig. 1 Placements of thermal sensors

2.2 모델링

13개의 온도변수를 가지고 모델링을 행한다. 먼저 선형회귀모델을 기반으로 뒤로부터 제거를 이용하여 효율적인 온도변수들을 선택하고 공선성문제를 고려한다. 만들어진 선형회귀모델을 퍼지모델링의 단계 1로 보고 다음 단계로 진행한다. 다음은 각 과정에 대한 내용이다.

2.2.1 선형회귀모델

입력변수가 k개인 중회귀선형모델을 제안한다. 입력변수가 $x_1, x_2, \cdots, x_k$이고 출력변수가 y인 경우 모델형태는 다음과 같다.

$$\hat{y}_i = p_0 + p_1 x_{1i} + p_2 x_{2i} + \cdots + p_k x_{ki}$$
$$i = 1, 2, \cdots, m \ (\text{m은 관찰횟수}) \quad (1)$$

회귀모델을 만들 때 사용되는 입력변수들은 서로 비의존적이어서 상관관계가 1에 가까이 가서는 안되는 독립변수이어야 한다. 왜냐하면 공선성이 존재하게 되어 최소자승법에 의해 추정되는 회귀계수의 분산이 매우 커지게 되기 때문이다. 이는 추정 회귀계수가 최량선형불편추정량이

되지 못함을 의미한다. 공선성뿐만 아니라 다음 사항으로 인해 변수선택이 중요한 문제가 된다.

1) 가능한 많은 독립변수를 모델에 포함시켜 y의 값을 정확히 예측하는데 영향을 주게 한다.

2) 예측치 $\hat{y}$의 분산은 독립변수의 수가 증가함에 따라 점점 커지게 되고 또한 모델에 포함되는 독립변수의 수가 많으면 자료 수집, 분석하는데 시간과 비용이 많이 들므로 가능한 한 적은 수의 독립 변수를 모델에 포함시킨다.

열변형 오차의 경우, 온도센서에서 읽히는 온도가 입력변수가 되므로 온도센서의 위치, 수량이 모델의 성능에 중요한 영향을 미친다. 오차에 주요하게 영향을 미치는 주요변수를 선택하고 그 변수들 사이 의존성이 낮은 즉, 서로 선형 독립이 되어야한다. 특히 열변형의 경우, 온도센서의 위치는 직관적인 것이므로 항상 모델 특성을 나타내는 부위에 있다고 볼 수 없으며 기계의 열적 특성을 알기 위해서는 가능한 많은 센서를 부착하여 그 중 오차에 주요한 변수들만 알아내고자 할 것이다. 모든 가능한 회귀 경우를 다 구하는 것이 좋지만 많은 시간과 노력이 든다. 여기서는 뒤로부터 제거를 사용하기로 하고 변수를 선택할 때 판단함수로는 E라는 지표를 사용한다. 판단함수 E는 다음의 수식으로 정의된다.[7]

$$E = \sqrt{(E_A + E_B)} + UC \qquad (2)$$

$$E_A = \sum^{m_A}(y_{A-}\ \hat{y}_A)^2,\quad E_B = \sum^{m_B}(y_{B-}\ \hat{y}_B)^2$$

$$UC = \sqrt{\sum^{m_A}(y_{A-}\ \hat{y}_{AB})^2 + \sum^{m_B}(y_{B-}\ \hat{y}_{BA})^2} \qquad (3)$$

UC(Unbiasedness criterion)는 GMDH법에서 사용되고 있는 불편성규범이다.[8] 설정에 이용하는 입출력 데이터를 데이터의 흩어짐이 같은 정도로 되도록 A, B 2그룹으로 나눈다. 그룹 A의 데이터를 이용하여 얻어진 모델을 모델 A라 하고 그룹 B의 데이터를 이용한 모델을 모델 B라고 했을 때 $\hat{y}_{AB}$는 모델 B에 의한 그룹 A의 출력의 추정치, $\hat{y}_{BA}$는 모델 A에 의한 그룹 B의 출력의 추정치가 된다. 따라서 지표 E의 앞부분 E_A와 E_B는 각 그룹에 대한 모델 정밀도를 나타내고 뒷부분은 모델의 보편성(generality)을 나타낸다. 열변형 오차 모델을 만들기 위해 초기 13개의 온도변수를 사용한 모델부터 변수 1개를 사용한 모델로 변수를 제거해 가며 E값의 변화를 관찰한다. Fig. 2에서 변수 $\Delta T_2, \Delta T_7, \Delta T_8$ (E=60.19)의 3개인 경우에 E값이 최소가 되는 것을 알 수 있다. 하지만 공선성을 고려하기 위해 ΔT_2, ΔT_7, ΔT_8사이의 상관계수를 계산해보면 ΔT_7, ΔT_8의 상관계수가 0.91의 값을 가진다. 온도변수 사이에 상관계수가 클 경우 공선성이 존재하게 되고 추정 회귀계수가 신뢰할 수 없게 된다. 따라서 변수 2개의 경우인 ΔT_2, ΔT_7(E=62.61)을 선택하기로 한다.

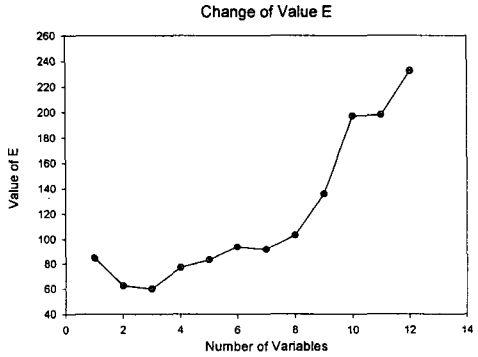

Fig. 2 Change of value E with respect to number of variables

2.2.2 퍼지모델

Sugeno가 제시한 다입력 1출력 퍼지 모델의 구조는 다음과 같다.[9]

$$L^i:\ \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, x_2 \text{ is } A_2^i, \cdots, x_k \text{ is } A_m^i$$
$$\text{then } y^i = p_0^i + p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + \cdots + p_k^i x_k \qquad (4)$$

if부를 전건부(premise), then부를 후건부(consequence) 라고 하며 퍼지모델을 만든다는 것은 전건부 멤버쉽함수(Membership function)의 파라메타와 구조, 후건부 파라메타와 구조를 설정하는 것이다. 후건부 파라메타는 선형회귀모델의 계수추정 문제이므로 최소자승법으로 구할 수 있고 구조는 판단함수(E)를 최소로 하는 것으로 결정하게 된다. 전건부 파라메타는 제약조건이 있는 비

선형계획문제로 컴플렉스법(Comple method)이 많이 사용된다. 하지만 전건부 구조는 발견적 방법으로밖에 구할 수 없다. 발견적 방법은 구조를 단일한 것으로부터 복잡한 구조의 단계로 높여가며 최적을 찾아내는 것이다. 이런 번거로움을 피하기 위해 퍼지클러스터링, 신경망이론, 유전자알고리즘 같은 방법들이 제안되고 있다. 그러나 새로운 방법들은 단계의 변화와 특성을 볼 수 없고 방법마다 분할 결과가 달라지므로 여기에서는 발견적 방법으로 전건부 구조를 찾기로 한다. 전건부 파라메타는 컴플렉스법보다 수렴이 빠른 역전파 최속강하법(backpropagation gradient descent)을 사용하고 후건부 파라메타는 최소자승법을, 멤버쉽함수는 종형으로 선택한다. 비퍼지화 방식은 하중평균법(weight average)을 이용했다.

설정알고리즘을 실제적으로 적용할 때 퍼지모델도 최소자승법으로 파라메타를 구하므로 공선성문제가 발생한다. 또한 퍼지모델의 입력변수를 직관적 경험으로 선정함으로 플랜트의 특성을 모를 경우 입력변수를 잘못 선택할 가능성도 높기 때문에 13개의 온도변수를 다 사용한다는 것은 결코 바람직하지 않다. 따라서 앞에서 ΔT_2, ΔT_7로 만든 선형모델을 단계 1의 플랜트법칙 하나인 경우로 선택하고 단계 2로 퍼지분할을 행한다. Table 2를 보면 E값을 최소로 하는 모델은 단계 2-1로 ΔT_2만 두 부분으로 퍼지분할된 경우이다. 완성된 퍼지모델과 다중회귀를 이용한 공학적 경험모델은 Table 2와 같다.

Table 2 Structures of models

Fuzzy Logic Model	If T_2 is Small then
	$\delta = -6.42 + 8.692\Delta T_2 - 55.29\Delta T_7$
	If T_2 is Big then
	$\delta = 4.922 + 2.142\Delta T_2 - 28.3\Delta T_7$

Engineering Judgement Model	$\delta = -73.39 - 15.14\Delta T_6 + 11.42\Delta T_7$ $+ 14.49\Delta T_{13} + 5.12\Delta T_6^2 - 0.28\Delta T_7^2$ $- 0.98\Delta T_{13}^2$

2.2.3 모델의 성능 비교

개발된 모델의 성능을 평가용 데이터로 평가하기 위해 공학적 경험모델과 비교해보았다.[2] Fig. 3에서 퍼지모델이 공학적 경험모델보다 더 잘 예측함을 알 수 있다. 퍼지 모델이 오차의 형태를 잘 예측하며 공학적 경험모델의 한계로 나타나는 부분을 보완해 줌을 알 수 있다. Table 4에서 퍼지모델의 예측치 최대오차는 11.46 μm으로 공학적 경험모델의 19.93 μm보다 작으며 통계학적 모델 신뢰도를 평가하는 결정계수의 값도 0.9761로 퍼지 모델이 큰 값을 가진다. 이로써 적은 수의 입력변수만으로도 만족할 만한 성능을 보이는 퍼지모델은 비선형성을 지닌 플랜트의 모델로서 높은 신뢰도를 가지며 회귀모델의 한계를 변수 수를 늘리지 않고 퍼지이론을 이용하여 보

Table 1 Summary of the fuzzy identification process

Step	Fuzzy Partition		E	Premise Parameter	Consequence Parameter
	ΔT_2	ΔT_7			
1			62.6110		[-36.426 -10.055 7.532]
2	2	1	54.9634	[3.324 2.025 1.432 0] [3.243 1.993 8.033 0]	[-6.42 8.692 -55.29] [4.922 2.142 -28.3]
	1	2	84.0579	[10.5 2.041 3.854 0] [10.46 1.936 24.8 0]	[-6.894 6.345 -43.16] [-6.048 3.492 -24.54]
3	3	1	114.4007	[1.678 1.999 1.417 0] [1.605 1.981 4.646 0] [1.68 2.015 7.934 0]	[-8.421 6.016 -37.49] [-21.27 9.217 -5.718] [13.66 -2.515 19.42]
	1	3	102.8654	[5.249 2.007 3.835 0] [5.218 2.041 14.33 0] [5.183 2.018 24.81 0]	[-3.681 9.155 -55.97] [-17.13 14.48 -112.4] [9.491 0.9092 -34.78]
	2	2	121.8638	[3.308 2.025 1.415 0] [3.244 2.005 8.026 0] [10.48 2.034 3.831 0] [10.46 1.975 24.79 0]	[1.801 11.07 -45.27] [104.2 -18.26 38.29] [219.3 -33.43 -932] [1.397 1.833 -8.589]

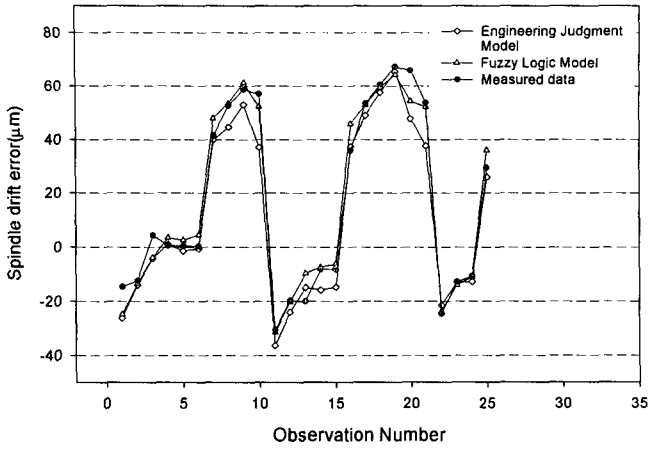

Fig. 3 Prediction of spindle drift error

안하는 것을 알 수 있다.

이는 공작기계 오차의 실시간 보정시스템을 만들고자 할 때, 적은 변수의 사용으로 경제성을 높일 수 있으며 추가 장비없이 소프트웨어적인 방법으로 회귀모델보다 더 정확하게 열변형을 보정하는 데 사용될 수 있다.

Table 4 Performances of prediction by two models

Index	Engineering Judgment Model	Fuzzy Logic Model
E	71.1181	54.9634
Maximum of spindle drift error	19.9331	11.4575
R^2	0.945	0.9761

온도센서의 수를 줄이게 되면 그 만큼 센서의 불확실성의 영향은 줄게 된다. 하지만 센서가 노후하고 외란이 강해질 경우에도 신뢰할만한 강건성을 가져야 한다. 공학적 경험모델과 퍼지 모델의 잡음(noise)에 대한 영향을 비교해보기 위해 온도센서의 불확실성의 정도인 ±0.5℃를 인위적으로 잡음으로 발생시켜 평가용 데이터에 더해 모델성능을 평가해 보았다.[10] Fig. 4는 공학적 경험모델과 퍼지모델의 예측수준을 결정계수를 이용하여 비교한 결과이다. 퍼지모델의 표준편차는 0.0005012로 공학적 경험모델보다 작음을 알 수 있다. 즉, 공학적 경험모델에 비해 퍼지모델이 더 잡음에 대해 변동이 적게 된다.

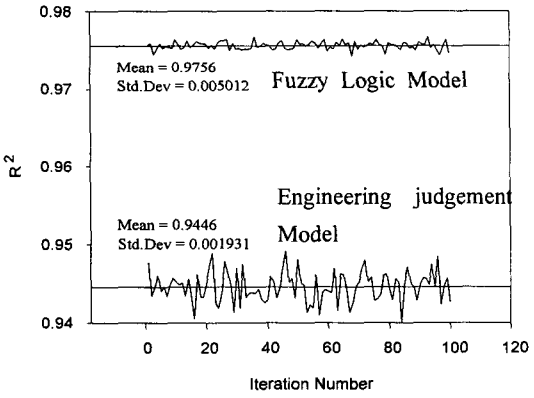

Fig. 4 Comparison of prediction with noises

3. 결론

본 논문은 공작기계의 정밀도를 높이기 위하여 열변형 오차를 보정하는 모델을 만들었다. 먼저 입력변수들 사이의 의존성을 고려하여 효과적인 입력변수를 선택하고 선형모델을 만들었으나 열변형 모델은 비선형성을 가지고 있으므로 모델의 정확도면에서 성능을 만족할 수 없었다. 이 선형모델의 한계를 변수의 수를 늘리지 않고 퍼지 이론을 이용하여 보안하는 것을 보였다.

(1) 회귀모델의 성능이 설정용 데이터에서 결정계

수값이 0.983을 넘지 못하고 평가용 데이터에서 0.945의 한계를 가지지만 퍼지모델은 설정용에서 1, 평가용에서 0.976으로 모두에서 좋은 성능을 나타냈다. 즉, 열변형 오차모델은 비선형을 가지고 있으며 퍼지모델은 간단한 여러 선형모델의 조합으로 비선형성을 모델링할 수 있음을 보여준다.

(2) 퍼지모델은 열변형 오차를 -30.64 ~ 67.32 μm에서 -10.29 ~ 11.46 μm로 줄인다. 이를 실시간 보정시스템에 적용할 경우 66 ~ 83%의 보정능력을 가질 것이다. 최근 고속가공과 축 이송속도의 증가로 열변형 오차의 영향은 증대되고 있으므로 오차보정을 할 경우 정밀도가 많이 향상될 것이다.

(3) 본 논문은 효과적으로 선택된 입력변수를 가지고 최적의 모델을 구현하는 것을 보였다. 실험시 직관적인 방법으로 온도센서의 위치를 결정하여 모델링을 행하였으나 앞으로 온도센서의 위치의 적합성을 해석적인 방법으로 분석하여 모델링을 수행한다면 더 나은 열변형 오차보정모델을 만들 수 있을 것이다.

참고문헌

1. Bryan, J. B., "International Status of Thermal Error Research(1990)," Annals of CIRP, Vol. 39, No. 2, pp. 645-656, 1990.

2. S. Yang, J. Yuan, and J. Ni, "Accuracy Enhancement of a Horizontal Machining Center by Real-time Error Compensation," Journal of Manufacturing System, Vol. 15, No. 2, pp. 113-118, 1996.

3. J. Ni, "CNC Machine Accuracy Enhancement Through Real-Time Error Compensation," Journal of Manufacturing Science and Engineering, Vol. 119, pp. 717-725, 1997.

4. Weck, M., and Zangs, L., "Computing the Thermal Behavior of Machine Tools Using the Finite Element Method - Possibilities and Limitations," 16th MTDR, Vol. 16, pp. 185-193, 1975.

5. C. H. Lee and H. Lee, "Blockade of Unstable Convection Route for Thermal Deformation Reduction in Machine Tools," 한국정밀공학회, Vol. 16, No. 3, pp. 215-221, 1999.

6. J. H. Lee, S. H. Hwang, and S. Yang, "Optimal Variable Selection in Thermal Error Model for Real Time Error Compensation," 한국정밀공학회 98 춘계학술대회(II), pp. 818-821, 1998.

7. Horikawa, S., T. Furuhashi, and Y. Uchikawa, "On fuzzy modeling using fuzzy neural networks with the back-propagaton algorithm," IEEE Trans. Neural Networks, 3(5), pp. 801-806, 1992.

8. Ivakhnenko, A. G., "Polynomial Theory of Complex Systems," IEEE Trans. on Syst. Man Cybern., Vol. SMC-1, No. 4, pp. 364-378, 1971.

9. T. Takagi, and M. Sureno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control," IEEE Trans. on Syst. Man Cybern., Vol. SMC-15, No. 1, pp.116-132, 1985.

10. G. H. Yeo, S. Yang, " Sensitivity Analysis and Confidence Evaluation for Planar Errors of a Vertical Turing Center," 한국정밀공학회, Vol. 15, No. 11, pp. 67-75, 1998.