

퍼지논리를 이용한 수평 머시닝 센터의 열변형 오차 모델링

이재하* · 이진현** · 양승한***
(2000년 3월 15일 접수)

Thermal Error Modeling of a Horizontal Machining Center Using the Fuzzy Logic Strategy

Jae-Ha Lee, Jin-Hyeon Lee and Seung-Han Yang

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

Abstract

As current manufacturing processes require high spindle speed and precise machining, increasing accuracy by reducing volumetric errors of the machine itself, 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 overcomes limitation of accuracy in the linear regression model or the engineering judgment model. It shows that the fuzzy model has more better performance than linear regression model, though it has less number of thermal variables than the other. The fuzzy model does not need to have complex procedure such like multi-regression and to know the characteristics of the plant, and the parameters of the model can be mathematically calculated. Also, the fuzzy model can be applied to any machine, but it delivers greater accuracy and robustness.

1. 서론

현재 스피ndl의 회전속도가 고속화되고 정밀가공이 요구되는 생산환경에서 공작물 오차의 주요 원인인 공작기계 자체의 오차, 특히 열변형 오차를 제거하여 공작물의 정확도를 높이는 것은 매우 중요하다. 열변형 오차는 리드 스크류(Lead

Screw), 베어링, 너트, 모터, 스피ndl, 슬라이드의 마찰과 절삭공정중 발생된 열, 냉각유, 윤활유 등 열원에 의해 발생한다. 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 수단으로써 많은 관심을 받았다. 오차보정시스템의 성능은 기본적으로 오차모델의 정확도와 강건성에 의해 크게 좌우된다. 또한 모델의 정확도와 강건성은 실험데이터의 타당성, 입력온도변수의 적합한 선택, 그리고 모델링 방법 등에 의해 결정된다.^(2,3) 따라서 이런 문제를 효과적으로 해결하고 쉽게 산업현장에서 적

* 경북대학교 대학원 기계공학부

** 안동정보대 기계과

*** 회원, 경북대학교 기계공학부

E-mail : syang@knu.ac.kr

TEL : (053)950-6569 FAX : (053)950-6550

용될 수 있는 모델의 필요성이 제기되었다. 기존에 오차보정모델로 사용되어 왔던 것에는 유한요소법모델(Finite Element Method), 신경회로망모델(Neural Network), 공학적 경험모델, 선형회귀모델 등이 있다.

유한요소법모델은 열원의 정확한 위치와 크기, 경계조건 결정이 힘들기 때문에 적용하기가 어렵다.⁽⁴⁾ Bryan(1990)은 유한요소법모델은 공작기계 열변형 오차를 20% 정도 추정할 수 있다고 보고하였다. 신경회로망모델은 많은 양의 학습데이터가 필요하고 모델링하는 데 걸리는 시간이 길다.⁽⁵⁾ 또한 변수수의 증가와 비례해 모델링에 드는 시간이 더욱 늘어나게 된다는 점과 은닉층, 단위 은닉층당 절점의 개수와 상호작용의 정도를 결정하기 힘든 점, 국한된 환경에서만 적용이 가능한 점 등의 단점들이 있다.

다중회귀분석을 이용한 공학적 경험모델은 고차항 변수를 가지고 있어 강건성에 문제가 있으며 타당한 공학적 경험을 얻기 위해서 많은 노력과 지식이 필요하다. 선형회귀모델은 공작기계의 열변형 오차를 모델링하는 일반적인 방법중의 하나로 공작기계 각부의 온도와 특정부분의 열변형 오차의 관계가 선형성을 가진다는 가정과 판단을 토대로 한다. 하지만 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 변수조합을 선택하고 선형회귀모델을 만든 뒤 그 선형모델의 정확도를 비선형모델링에 사용되는 퍼지모델로 보완하는 방법을 제안한다. 퍼지모델은 유한요소법에 의한 모델처럼 플랜트의 특성을 가정하여 열원의 위치, 크기, 경계조건 등을 결정할 필요가 없고 모델링이 신속하며 일정패턴의 학습에 빠지지 않는다. 제안하는 퍼지모델은 선형회귀모델과 동일하게 플랜트의 특성을 알 필요가 없으며 모델링시 선택해야 하는 부분은 수학적으로 계산 가능한 값이므로 어렵지 않게 어떤 기계에도 적용이 용이하며 정확하고 강건한 모델을 구현할 수 있다. 선형회귀모델의 성능은 온도변수에 의존적이지만 퍼지모델은 퍼지분할에 의존적이다. 이는 센서

개수를 줄이더라도 적절한 퍼지분할을 이용하여 만족할 만한 성능을 보일 수 있다는 것을 말한다. 센서의 개수는 열변형오차모델링에서 고려해야 하는 중요한 사항이며 이를 최소화하면서 모델의 성능을 유지하고자 많은 연구가 진행되고 있다. 이러한 이유로 센서 개수를 늘이지 않고 비선형 시스템을 기술할 수 있는 퍼지모델은 만족할 만한 열변형오차모델이 될 수 있다.

2. 실험 및 모델링

2.1 실험

수평 머시닝센터의 Z축 방향 스핀들 드리프트 오차를 대상으로 열변형 오차모델을 만들기 위해 다음과 같이 실험장치를 구성하였다. 공학적인 판단으로 스핀들 드리프트 오차에 영향을 미치는 곳에 온도 센서를 Fig. 1과 같이 부착하였다. 센서 T1, T2는 X축의 베어링과 너트, T3, T4는 Y축의 베어링과 너트, T5, T6은 Z축의 베어링과 너트, T7, T8은 스핀들, 그리고 센서 T9, T10, T11, T12는 칼럼, T13과 T14는 각각 X축과 Z축 베드의 온도를 측정한다. 스핀들 드리프트 오차는 Z축 슬라이드 위에 설치한 정전용량 변위센서를 이용해 측정한다. 신뢰성 있는 모델링을 위해 다양한 열적 거동상태에서 측정되어진 실험데이터를 기초로 오차와 온도에 대한 함수를 구해야 한다. 이를 만족시키기 위해 본 논문에서는 먼저 실험기계의 작동상태를 스핀들의 속도와 테이블 이송속도가 저속일 때(600 rpm, 508 mm/min)와 고속일 때(3000 rpm, 2006 mm/min), 그리고 멈춘 상태로 나누었고 실험계획은 다음과 같다.

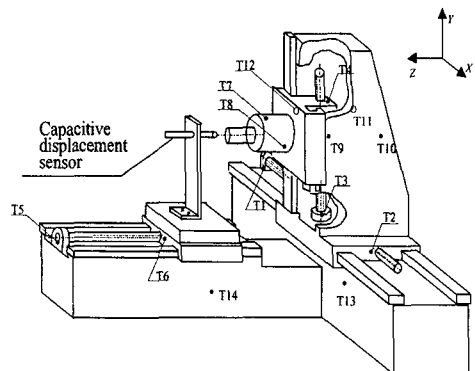


Fig. 1 Placements of thermal sensors

초기 기계는 냉상태이고 6시간동안 연속적으로 가동한다. 가동중에 저속, 고속, 멈춤 상태의 가동 간격과 순서는 임의로 설정하며 이는 제한적인 실험으로 일반화 할 수 있는 타당한 실험데이터를 얻기 위함이다. 온도는 각 온도센서로부터 30분 간격으로 측정되었고 기계는 체대각선을 따라 이동하여 모든 축이 움직이도록 하였다.

2.2 모델링

여기서 열변형 오차모델의 입력변수는 T14를 기준온도로 삼아 각 온도센서의 측정값과 기준온도의 차이 ΔT 로 설정한다. 모델링 과정은 선형 회귀모델을 기반으로 뒤로부터 제거를 이용해 온도변수들을 선택하고 공선성문제를 고려한다. 그리고 만들어진 선형회귀모델을 퍼지모델링의 단계 1로 선택한 뒤 다음 단계로 진행한다.

특별히, 변수선택과정에서 선형모델을 적용한 이유는 다음과 같다. 변수선택과정에서 비선형모델링을 적용한다는 것은 14개의 입력변수 모두를 이용하여 퍼지모델링을 하는 것을 말하고 경우의 수가 많아져 최적화하기가 쉽지 않은 문제점을 가지고 있다. 또한, 각 입력변수의 주된 기여도를 파악하고자 하였기에 간단한 선형회귀식을 사용하였다.

먼저 선형회귀모델은 입력변수가 k개인 중회귀 선형모델을 제안한다. 입력변수가 x_1, x_2, \dots, x_k 이고 출력변수가 y인 경우 모델형태는 다음과 같다.

$$\hat{y}_i = p_0 + p_1x_{1i} + \dots + p_kx_{ki} \quad (1)$$

$$i = 1, 2, \dots, m \quad (m \text{은 관찰횟수})$$

회귀모델을 만들 때 사용되는 입력변수들은 서로 비의존적인 독립변수이어야 한다. 상관계수가 1에 가까운 값을 가지는 경우 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 문제로 고려된다.

(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 자료를 수집하고 분석하는데 시간과 비용이 많이 들므로 가능한 한 적은 수의 독립 변수를 모델에 포함시킨다.

열변형 오차의 경우, 온도센서에서 측정되는 온도가 입력변수값이 되므로 적합한 온도센서를 선택하는 것은 모델의 성능에 매우 중요한 영향을 미친다. 오차에 주요하게 영향을 미치는 주요 변수를 선택하고 그 변수들 사이 의존성이 낮을수록, 서로 선형 독립이 되도록 변수를 정할 필요가 있다. 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 알고자 할 것이다. 이는 새로운 기계를 설계하여 열변형보정을 하고자 할 때 더 부각된다. 모든 가능한 회귀 경우를 다 구하는 것이 좋지만 많은 시간과 노력이 든다. 여기서는 뒤로부터 제거를 사용하기로 하고 변수를 선택할 때 판단함수로는 E라는 지표를 사용한다.⁽⁷⁾ 판단함수 E는 다음의 수식으로 정의된다.

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

$$E_A = \sum_{j=1}^{m_A} (y_{A-} - \hat{y}_A)^2, \quad E_B = \sum_{j=1}^{m_B} (y_{B-} - \hat{y}_B)^2$$

$$UC = \sqrt{\sum_{j=1}^{m_A} (y_{A-} - \hat{y}_{AB})^2 + \sum_{j=1}^{m_B} (y_{B-} - \hat{y}_{BA})^2}$$

UC(Unbiasedness criterion)는 GMDH법에서 사용되고 있는 불편성규범이다.⁽⁸⁾ 설정에 이용하는 입출력 데이터를 데이터의 흠어짐이 같은 정도로 되도록 A, B 2그룹으로 나눈다. 데이터의 흠어짐이 같은 정도라는 것은 한 그룹내의 최대치와 최소치의 범위가 다른 그룹내의 최대, 최소치의 범위와 같음을 말한다. 즉, 한 그룹의 데이터는 저속의 운전상태에서 얻어진 데이터로만 구성되고 또 다른 그룹의 데이터는 고속의 운전상태에서만 얻어진 것이면 안된다. UC를 구하는 식을 보면 B그룹의 모델로 A그룹을 평가하고 A그룹의 모델로 B그룹을 평가하게 된다.

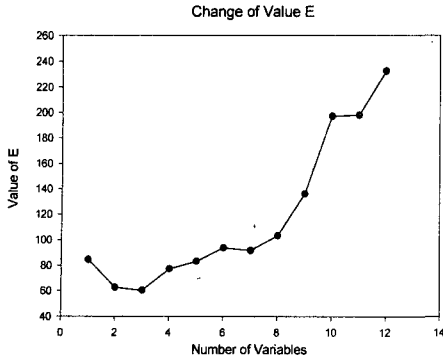


Fig. 2 Change of value E with respect to number of variables

따라서, 데이터의 흠어짐이 같지 않으면 UC의 평가가 무의미해진다. 본 논문에서는 평균과 분산을 이용하여 A, B 그룹을 나누었다.

그룹 A의 데이터를 이용하여 얻어진 모델을 모델 A라 하고 그룹 B의 데이터를 이용한 모델을 모델 B라고 했을 때 \hat{y}_{AB} 은 모델 B에 의한 그룹 A의 출력의 추정치, \hat{y}_{BA} 은 모델 A에 의한 그룹 B의 출력의 추정치가 된다. 따라서 지표 E의 앞부분 E_A 와 E_B 는 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.

다음은 퍼지논리를 이용한 모델링 과정이다. Sugeno가 제시한 다입력 1출력 퍼지 모델의 구조는 다음과 같다.⁽⁹⁾

$$L^i : \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, \dots, x_k \text{ is } A_k^i \text{ then } y^i = p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k \quad (3)$$

if부를 전건부, then부를 후건부라고 하며 퍼지 모델을 만든다는 것은 전건부 멤버쉽함수(Membership function)의 파라미터와 구조, 후건부 파라미터와 구조를 설정하는 것이다. 후건부 파라미터는 선형회귀모델의 계수추정문제이므로 최소자승법으로 구할 수 있고 구조는 판단함수(E)를 최소로 하는 것으로 결정한다. 전건부 파라미터는

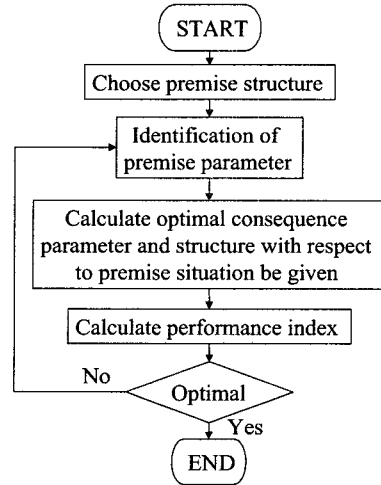


Fig. 3 Fuzzy identification algorithm flowchart

제약조건이 있는 비선형계획문제로 콤플렉스법(Complex method)이 사용되어왔다. 하지만 전건부 구조는 각각의 경우를 다 따져보는 발견적 방법으로밖에 구할 수 없게 된다.

발견적 방법이란 구조를 단일한 것으로부터 복잡한 구조의 단계로 높여가며 최적을 찾아내는 방법이다. 이러한 번거로움을 피하기 위해 퍼지 클러스터링, 신경망이론, 유전자알고리즘 같은 새로운 방법들이 제안되고 있다. 그러나 이런 방법들은 단계의 변화와 특성을 볼 수 없고 방법마다 분할 결과가 달라지므로 여기에서는 Sugeno가 제시한 발견적 방법으로 전건부 구조를 찾기로 한다.⁽⁹⁾

전건부 파라미터는 콤플렉스법보다 수렴이 빠른 역전파 최속강하법(backpropagation gradient descent)을 사용했고 후건부 파라미터의 결정방법은 다음과 같다. 사용된 퍼지모델은 Sugeno가 제안한 것으로 후건부가 선형모델인 것이 특징이다. 따라서, Sugeno의 모델을 이용한 후건부의 형태는 선형회귀식이 된다. 먼저, 일반적인 Sugeno의 퍼지모델은 식 (3)과 같다. 이 모델의 최종 출력값 y 은 식 (4)가 된다.

$$w_i = A_1^i(x_1) \wedge \dots \wedge A_k^i(x_k), \quad y = \frac{\sum_{i=1}^n w_i * y^i}{\sum_{i=1}^n w_i}$$

여기서, $\beta_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}$ 라 두면,

$$y = \sum_{i=1}^k \beta_i (p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_k^i x_k) \quad (4)$$

주어진 실험데이터 $(x_1, x_2, \dots, x_k, y)$ 와 임의로 결정된 전건부 구조에 따른 β_i 를 식 (4)에 대입하면 미지수는 파라메타값들이 된다. 이는 선형회귀식과 동일한 형태로 최소자승법에 의해 구할 수 있다.

온도는 시간에 관해 지수함수적으로 증가, 감소하며 낮은 영역에서 온도변화와 높은 영역에서 온도변화의 시간에 따른 기울기는 다르게 된다.

또한, 본 논문의 퍼지모델의 경우, 입력변수들은 온도의 변화량이 된다. 따라서 적합도의 변화가 선형적인 삼각형, 사다리꼴형의 멤버쉽함수보다 지수함수적인 중형의 멤버쉽함수를 사용하기로 한다. 비퍼지화 방식은 하중평균법(weight average)을 이용했다. 퍼지 설정 알고리즘은 Fig. 3과 같다. 먼저 전건부 구조를 선정하고 파라미터를 임의로 정한다. 정해진 전건부 구조와 파라미터에 대한 최적의 후건부 구조와 파라미터를 찾는다. 판단함수를 계산하고 전건부 구조와 파

Table 1 Summary of the fuzzy identification process

Step	Fuzzy Partition			E	Premise Parameter	Consequence Parameter
	ΔT_2	ΔT_7	ΔT_8			
1				60.19		[-43.37 -7.81 6.34 1.02]
2	2	1	1	90.5360	[3.295 2 1.39 0] [3.295 2 7.98 0]	[-16.82 10.1 -1.674 -38.61] [11.26 -9.226 9.928 47.27]
		1	2	1	50.8646	[10.48 2 3.82 0] [10.48 2 24.77 0]
3	2	1	2	81.1471	[6.005 2 4.21 0] [6.005 2 16.22 0]	[-6.645 8.472 -4.201 -31.98] [-1.502 1.396 3.346 -9.626]
		2	2	1	72.2592	[3.295 2 1.39 0] [3.295 2 7.98 0] [10.48 2 3.82 0] [10.48 2 24.77 0]
3	1	2	2	92.0397	[10.48 2 3.82 0] [10.48 2 24.77 0] [6.005 2 4.21 0] [6.005 2 16.22 0]	[-10.83 -5.617 21.43 -98.39] [5.9 70.29 -131.4 920.6] [11.6 156.3 -356.6 522] [9.049 -18.14 14.07 265.7]
					1	3
3	3	1	1	95.2849	[1.648 2 1.39 0] [1.648 2 4.685 0] [1.648 2 7.98 0]	[-14.19 -0.8328 3.719 -19.02] [-34.56 10.64 -0.3073 37.3] [12.51 -11.53 8.24 122]
					1	1

Table 2 Structures of models

Fuzzy Logic Model	If ΔT_7 is Small, then $\delta = -7.11 + 2.33 \Delta T_2 + 1.80 \Delta T_7 - 39.47 \Delta T_8$ If ΔT_7 is Big, then $\delta = 11.56 - 8.514 \Delta T_2 + 7.306 \Delta T_7 + 72.09 \Delta T_8$
Engineering Judgement Model	$\delta = -73.39 - 15.14 \Delta T_6 + 11.42 \Delta T_7 + 14.49 \Delta T_{13}$ $+ 5.12 \Delta T_6^2 - 0.28 \Delta T_7^2 - 0.98 \Delta T_{13}^2$

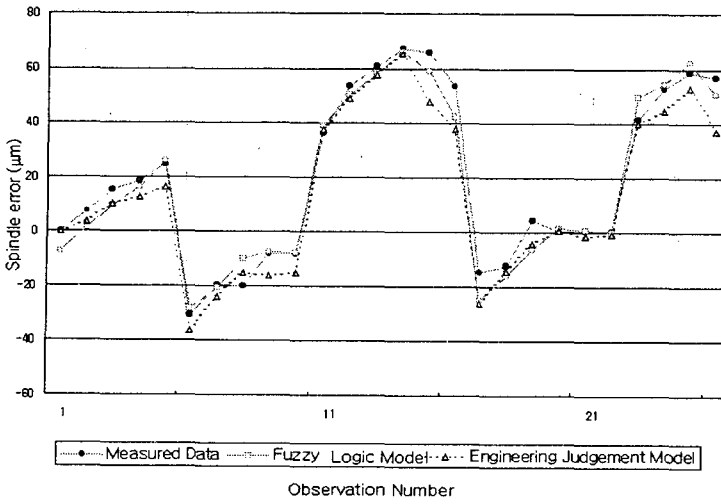


Fig. 4 Prediction of spindle drift error (1)

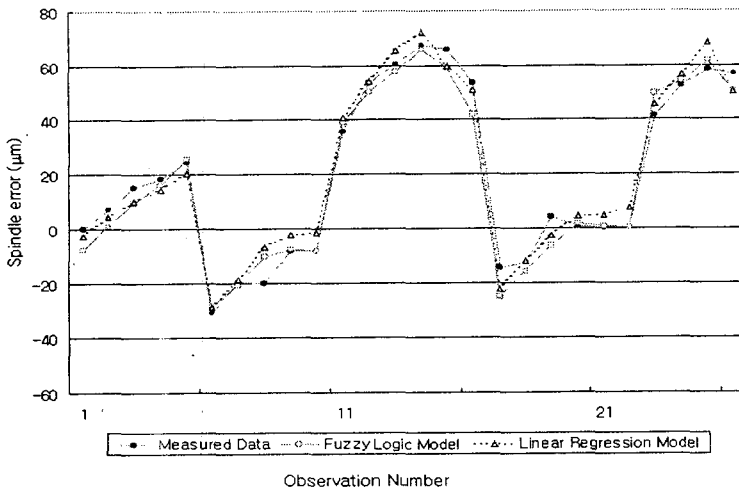


Fig. 5 Prediction of spindle drift error (2)

라미터를 최적화해 간다. 정알고리즘을 실제적으로 적용할 때 열변형 오차 모델의 입력변수는 13개로 퍼지모델을 구성하기엔 많은 계산시간과 어려움이 있다. 그리고 퍼지모델도 후건부는 최소자승법으로 파라미터를 구하므로 공선성문제가 발생한다. 따라서 모든 온도센서를 입력변수로

사용하는 것은 결코 바람직하지 않다. 따라서 앞에서 $\Delta T_2, \Delta T_7, \Delta T_8$ 로 만든 선형모델을 단계 1의 플랜트법칙 하나일 경우로 택하고 단계 2로 퍼지분할을 행하기로 한다. Table 1을 보면 E값을 최소로 하는 모델은 단계 2-2로 ΔT_7 만 두 부분으로 퍼지분할된 경우이다. 완성된 퍼지모델과 다중회

Table 3 Performances of prediction by two models

Index	Engineering Judgment Model	Fuzzy Logic Model	Linear Regression Model ⁽⁶⁾
Maximum of spindle drift error (μm)	16.1	11.6	13.3
R^2	0.9440	0.9673	0.9661

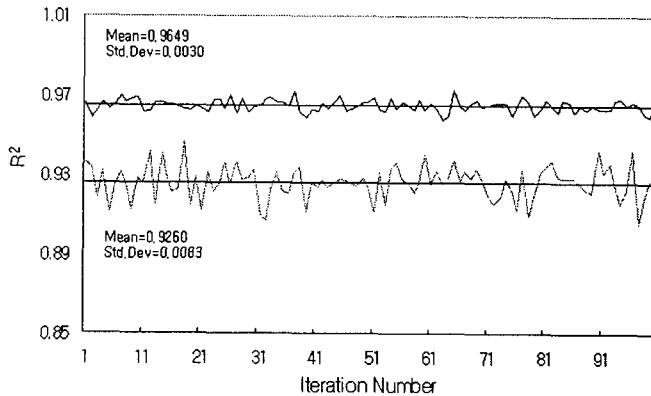


Fig. 6 Comparison of prediction with noises

귀를 이용한 공학적 경험모델은 Table 2와 같다.

3. 모델의 성능 평가

개발된 모델의 성능을 평가하기 위해 새로운 실험데이터를 평가용 데이터로 얻어 기존의 공학적 경험모델과 비교해보았다.⁽²⁾ Fig. 4에서 보여지는 것 같이 퍼지모델이 공학적 경험모델보다 오차 추정이 더 정확함을 알 수 있다. 또한 기존의 상관그룹핑을 이용한 최적 변수로 구현된 열변형오차모델과도 비교해 보았다. 상관그룹핑을 이용하여 구한 최적 변수는 $\Delta T_2, \Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$ 로 4개의 온도센서를 사용한다. 두 모델의 예측 수준을 도시하면 Fig. 5와 같다. Table 3의 결과를 보면 퍼지모델의 예측치 최대오차는 $11.6 \mu m$ 으로 공학적 경험모델의 $16.1 \mu m$ 보다 작으며 통계학적 모델 신뢰도를 평가하는 결정계수의 값도 0.9673으로 퍼지 모델이 큰 값을 가진다. 기존의 선형회귀모델의 성능과 비교해보면 변수수가 적으나 더 나은 성능을 가지고 있음을 알 수 있다. 이로써

적은 수의 입력변수만으로 만족할 만한 성능을 보이는 퍼지모델은 비선형성을 지닌 플랜트의 모델로서 높은 신뢰도를 가지며 회귀모델의 한계를 변수 수를 늘리지 않고 퍼지이론을 이용하여 보완하는 것을 알 수 있다. 이는 공작기계 오차의 실시간 보정시스템을 만들고자 할 때, 적은 변수의 사용으로 경제성을 높일 수 있으며 센서의 불확실성 영향을 감소시킬 수 있다. 더불어 추가 장비없이 소프트웨어적인 방법으로 회귀모델보다 더 정확하게 열변형을 보정하는 데 사용될 수 있다.

또한 온도변화에 전적으로 의존하는 열변형모델의 강건성은 모델의 성능을 나타내는 지표가 되므로 각 모델의 강건성을 확인해보기로 한다. 확인방법으로 각 모델에 온도센서의 불확실성의 정도인 $\pm 0.5^\circ C$ 를 잡음으로 평가용 데이터에 더해 모델성능을 평가해 보았다.⁽¹⁰⁾ Fig. 4는 공학적 경험모델과 퍼지모델의 예측수준을 결정계수를 이용하여 비교한 결과이다. 퍼지모델의 표준편차는 0.003으로 공학적 경험모델보다 작음을 알 수 있다. 즉, 공학적 경험모델에 비해 퍼지모델이 더

잡음에 대해 변동이 적게 된다.

4. 결 론

본 논문은 공작기계의 정밀도를 높이기 위하여 열변형 오차를 보정하는 모델을 만들었다. 먼저 입력변수를 선택하고 선형모델을 만들었으나 열변형 모델은 비선형성을 가지고 있으므로 모델의 정확도면에서 성능을 만족할 수 없었다. 이 선형 모델의 정확도를 변수의 수를 늘리지 않고 퍼지 이론을 이용하여 높였다.

(1) 회귀모델의 성능이 결정계수값이 0.9440의 한계를 가지지만 퍼지모델은 0.9673으로 좋은 성능을 나타냈다. 즉, 열변형 오차모델은 비선형을 가지고 있으며 퍼지모델은 간단한 여러 선형모델의 조합으로 비선형성을 모델링할 수 있음을 보여준다.

(2) 일반적으로 비선형성을 만족시키기 위해 변수의 차수가 높아지거나 변수 수가 늘어나게 되지만 퍼지모델은 차수, 변수수가 변하지 않는다. 즉, 최적온도센서보다 적은 수의 센서를 이용하지만 퍼지 분할을 통해 성능을 높일 수 있음을 보였다. 따라서 고차항을 가지고 있는 공학적 경험모델보다 잡음에 대한 영향이 작고 최적온도센서를 이용한 선형모델보다 적은 변수 수를 가지고 모델링을 할 수 있으므로 경제성을 높이고 센서의 불확실성의 영향을 감소시키게 된다.

(3) 뒤로부터 제거를 통해 13개의 입력 온도변수에서 빠르게 입력변수를 찾을 수 있었고 모델링 결과 효과적이었다. 현실적으로 기계마다 다른 구조와 메카니즘을 가지고 있고 새로운 기계를 생산 할 때마다 보정모델을 개발해야 할 경우 본 논문의 모델링 속도와 간편성은 더욱 부각될 것이다.

(4) 본 논문은 효과적으로 선택된 입력변수를 가지고 모델을 구현하는 것을 보였다. 실험시 직관적인 방법으로 온도센서를 부착하여 모델링하였으나 앞으로 온도센서의 부착위치의 적합성을 해석적 방법으로 분석하여 모델링을 수행한다면 더 나은 모델을 만들 수 있을 것이다.

참고문헌

- (1) Bryan, J. B., 1990, "International Status of Thermal Error Research(1990)," *Annals of CIRP*, Vol. 39, No. 2, pp. 645~656.
- (2) Yang, S., Yuan, J., and Ni, J., 1996, "Accuracy Enhancement of a Horizontal Machining Center by Real-time Error Compensation," *Journal of Manufacturing System*, Vol. 15, No. 2, pp. 113~118.
- (3) Ni, J., 1997, "CNC Machine Accuracy Enhancement Through Real-Time Error Compensation," *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, Vol. 119, pp. 717~725.
- (4) Weck, M., and Zangs, L., 1975, "Computing the Thermal Behavior of Machine Tools Using the Finite Element Method - Possibilities and Limitations," *16th MTD*, Vol. 16, pp.185~193.
- (5) Yang, S., Yuan, J., and Ni, J., 1996, "The Improvement of Thermal Error Modeling and Compensation on Machine Tools by CMAC Neural Network," *Int. J. of Mach. tools Manufact.*, Vol. 36, No. 4, pp. 527~537.
- (6) Hwang, S. H., Lee, J. H., Yang, S., 1999, "Optimal Variable Selection in Thermal Error Model for Real Time Error Compensation," 한국정밀공학회, 제16권, 제3호, pp. 215~221.
- (7) Horikawa, S., Furuhashi, T., and Uchikawa, Y., 1992, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back-Propagaton Algorithm," *IEEE Trans. Neural Networks*, 3(5), pp. 801~806.
- (8) Ivakhnenko, A. G., 1971, "Polynomial Theory of Complex Systems," *IEEE Trans. on Syst. Man Cybern.*, Vol. SMC-1, No. 4, pp. 364~378,
- (9) Takagi, T., and Sureno, M., 1985, "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.
- (10) Yeo, G. H., Yang, S., 1998, "Sensitivity Analysis and Confidence Evaluation for Planar Errors of a Vertical Turing Center," 한국정밀공학회, 제15권, 제11호, pp. 67~75.