

GMDH 기법에 의한 공작기계 원점의 열적거동 예측 Estimation of Thermal Behavior for the Machine Origin of Machine Tools using GMDH Methodology

안중용*(한양대 대학원 기계설계학과), 정성종(한양대 기계공학부)

J. Y. Ahn*(Han Yang Univ. Graduate School), S. C. Chung(Han Yang Univ.)

Abstract : Thermal deformation of machine origin of machine tools due to internal and external heat sources has been the most important problem to fabricate products with higher accuracy and performance. In order to solve this problem, GMDH models were constructed to estimate thermal deformation of machine origin for a vertical machining center through measurement of temperature data of specific points on the machine tool. These models are nonlinear equations with high-order polynomials and implemented in a multilayered perceptron type network structure. Input variables and orders are automatically selected by correlation and optimization procedure. Sensors with small influence are deleted automatically in this algorithm. It was shown that the points of temperature measurement can be reduced without sacrificing the estimation accuracy of $\pm 5\mu m$. From the experimental result, it was confirmed that GMDH methodology was superior to least square models to estimate the thermal behavior of machine tools.

1. 서론

고정도 고품위 부품가공을 위한 기계가공시스템에서 공작기계의 무인화와 고정도화에 대한 요구가 증대되고 있다.^[1-3] 이러한 요구를 충족시키기 위해서는 공작기계에서 발생하는 각종 오차를 제거하는 것이 필수적이다. 공작기계가 야기하는 오차중에서 열변형의 영향은 40-70%로서, 고정도 가공을 위해서는 열변형의 제어가 중요한 문제로 인식되고 있으며, 이에 관련된 연구가 많이 진행되고 있다.^[1-4]

열오차를 줄이는 해결책은 크게 두가지로 구분된다. 공작기계의 설계 개선과 오차보정 기술이

그것이다. 일반적으로 설계를 개선함으로써 열오차를 줄이는 것은 열원축소, 열호흡제어, 열강구조설계로 나눌 수 있다.^[1] Donaldson은 소형 터닝센터의 스판들과 슬라이드에 공기 베어링을 적용하고, 기계 구조에 열팽창이 적은 재료를 이용하고, 고성능 주축 냉각시스템 등을 사용함으로써 열오차를 줄인바 있으나, 이와같은 설계 개선에 의한 해결은 많은 시간과 비용을 필요로 한다.^[1]

공작기계 오차보상 작업은 포스트 프로세스 측정 결과를 이용하여 NC 파트 프로그램을 수정하는 것에서 시작되었다. 그후로, 컴퓨터 성능이 향상됨에 따라, 공작물이 가공되기 전에 기계 오차를 예측하고 보상하는 연구들이 진행되고 있다.^[1-4] 열오차 예측을 해석적으로 접근하기 위해 Moriwaki는 FEM을 이용하였는데,^[5] 이 방법은 온도장과 열변형에 대한 해는 주지만, 예측 결과들은 기계 경계 조건 및 여러 절삭조건하에서 변화하는 열발생율에 대한 충분한 정보를 제공하지 못 할 뿐만 아니라, 수식의 간략화를 위한 가정 때문에 정확성을 보장할 수 없다.

열오차 예측에 대한 보다 효과적인 작업은 경험적인 모델 접근에 바탕을 두고 있다. Okushima는 수직형 밀링 기계의 주축 신연량을 선형의 단일 변수 모델을 사용하여 보정하였고, Janeczko는 주축의 열편차를 수정하기 위하여 머시닝센터에 대해 지수함수모델을 선택하였다.^[1,4] 이와같은 회귀모델에 의한 열변위 예측은 모델의 선택에 있어서 연구자의 경험과 직관에 의존하기 때문에, 독립변수가 매우 많을 경우에는 선형, 2차 또는 간단한 지수함수로 제한되는 단점이 있으며, 공작기계의 구동환경에 변화가 생겨서 모델을 재생해야 할 경우, 그 작업은 수동으로 이루어지게 된다.^[1,4,6] 한편, 정성종 등은 측정플레이트를 이용한 오차보정 시스템에서 기하학적 연쇄기구를 이용한 열변형에 의한 체적오차를 모형화하였으며,^[7-8] 수직형 머시닝센터의 열변형을 예측하기 위하여 열원 근처의 시계열 온도데이터를 이용한 신경회

로망모델을 구성하여 열변형 모델의 자동 생성을 제안한 바 있다.^[2-3]

본 연구에서는 가공중의 공작기계 원점의 열변위를 기계 각부의 온도측정치에 기초하여 고정도로 예측하는 것을 목적으로 한다. 열변형 모델을 얻기 위하여, 고차의 비선형 모델식을 자동으로 생성하는 GMDH (group method of data handling) 알고리듬^[6]을 이용하였고, 최소오차자승법 (least square error method)을 이용한 회귀모델과 비교 검토하였다. GMDH를 이용하여, 입력 변수의 선택을 위해 64개 온도 측정점으로부터 열변위와 상관이 높은 최소의 측정점을 자동으로 선정하는 기준과, 열변형을 고정도로 예측하는 모델을 제안한다. 수직형 머시닝센터를 대상으로 주위 환경 변화와 내부열원이 존재하는 주축의 무부하 회전상태에서 열적거동 예측을 시도함으로써, 제안된 열변형 예측 모델의 정확도를 검증하였다.

2. GMDH 및 최소오차자승법을 이용한 모델링

공작기계의 열변형은 공작기계 각 부분의 비정상적(unsteady)이고 불균일(nonuniform)한 온도분포에 의해 발생한다. 따라서, 임의 시점에서의 온도분포를 이용한다면, 공작기계의 열변형을 예측할 수 있다.^[1-4] 이 경우 고정도 예측을 위해서는 많은 측정점의 온도정보가 필요하게 된다. 그러나, 경제성과 실용성을 고려하면, 측정점의 수는 작을 수록 좋지만, 열변형의 예측 정도는 온도 측정점의 위치선정에 큰 영향을 받기 때문에, 예측 정밀도에 영향을 주지 않으면서 측정점수를 줄이는 것이 중요하다.^[1-3, 6, 9] 시간이력을 모델의 입력 변수로 이용하면 예측 정밀도에 영향을 주지 않고, 측정점의 수를 줄이는 것이 가능하다.^[1-2]

2.1 최소오차자승법에 의한 열변형 예측 모델링

최소오차자승법을 이용하여 열변형을 예측하기 위한 모델은 선형 다항식으로 구성하였다. 64개의 입력 변수로부터 온도분포의 패턴을 대표하는 전략적 측정점을 15개 선정하였다. 이들 입력 변수들을 이용한 회귀 모델에서 열변형의 시간 의존적인 특성을 고려하여, 시간이력 정보를 모델식에 포함시켰다. 그 결과 열변형량 δ 은 온도 t 의 함수로 식(1)과 같이 모형화 된다.

$$\hat{\delta} = \hat{\theta}^T t \quad (1)$$

여기서,

$$t = [t_{1,i} \ t_{2,i} \ \cdots \ t_{n,i} \ t_{1,i-1} \ \cdots \ t_{n,i-1}]^T$$

$$\hat{\theta} = [\theta_{1,i} \ \cdots \ \theta_{n,i} \ \theta_{1,i-1} \ \cdots \ \theta_{n,i-1}]^T$$

$$t_{1,i} = t_{1,i} - t_a, \quad t_a = \text{주위온도}$$

$$i = \text{온도 측정 시각}$$

$$n = \text{온도 측정 점수}$$

2.2 GMDH를 이용한 열변형 예측 모델링

GMDH 방법은 소련의 Ivakhnenko가 주창한 통계적 알고리듬으로서 다층 퍼셉트론 회로망 (multilayered perceptron-type network)의 구조를 가지고 있다.^[6] 이 알고리듬의 특징은, 최종적으로 비선형 고차 다항식 형태의 모델을 생성해 주기 때문에, 모든 종류의 관측된 입출력을 다룰 수 있고, 무엇보다도 학습법적인 알고리듬으로서 주요 입력변수에 따른 모델식을 자동으로 생성해 주기 때문에, 많은 입력정보에 무관한 중요 정보에 대한 모델링이 가능하고, 기계의 가공환경이 바뀌어 새로운 모델을 구성해야 할 경우 유용하다.^[6]

식 (2)는 GMDH 방법의 기본식이다.

$$y = A + Bx_i + Cx_{i+1}x_i^2 + Dx_i^2 + Ex_i^3 + Fx_ix_jx_k, \quad (2)$$

여기서,

$$x_i, x_j = \text{입력 변수} \quad y = \text{출력}$$

와 같다. 그리고, 최종적으로 생성되는 모델식은

$$y = a + \sum_{i=1}^m b_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m c_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m \sum_{k=1}^m d_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (3)$$

과 같은 Ivakhnenko 다항식으로 표현되고, 그 구조는 Fig.1과 같다. 그리고, 본 논문에서 각 레벨마다 입력 변수를 선택하는 기준은 식(4)와 같다.

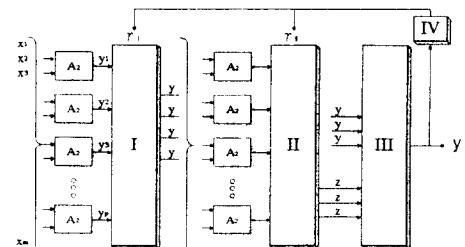


Fig.1 Structure of GMDH algorithm

$$r_j^2 = \frac{\sum_{i=nt+1}^n (y_i - z_{ij})^2}{\sum_{i=1}^m y_i^2} \quad j = 1, 2, \dots, (\frac{m}{2}) \quad (4)$$

여기서, m = 현 레벨의 입력 변수 개수

n = 총 테이터 개수

nt = 학습 데이터 개수

시간 이력 데이터의 유무에 따라서 두 가지의 GMDH 모델을 만들었고, 각각의 입력 데이터군을 Table 1에 보였다.

Table 1 Input data set for GMDH modeling

	model 1	model 2
no. of independent variable	64	128
no. of training set	240	240
no. of checking set	120	120
history data	×	○

3. 측정방법과 측정결과

원점의 열변형 예측을 위한 학습 모델링의 수행을 위해서는 공작기계의 온도데이터와 동기된 기계원점의 변위 데이터가 필요하다. 실험은 수직형 머시닝센터 (화천기공(주) VMC-430)를 대상으로 하였고, X, Y, Z 스트로크는 $760 \times 430 \times 500$ mm이다.

내부열원과 외부열원에 의한 열향을 고려하기 위해, 주축을 무부하 상태에서 랜덤하게 회전시키고, Fig.2와 같은 실험 장치로 기계의 각 부분 온도와 이와 동기된 원점의 변위를 6시간 동안 1분 간격으로 측정하였다.

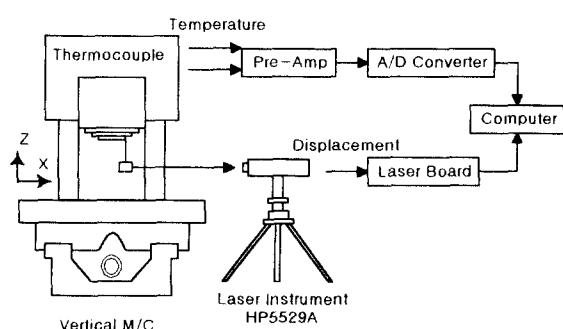


Fig.2 Schematic diagram of experimental setup

기계원점의 변화는 레이저측정장비(HP5529A)를 사용하여, X, Y, Z 축방향에 대해 각각 학습데이터를 구축하였다. 온도측정에는 64개의 K형 열전대, 열전대신호의 증폭과 샘플을 위한 A/D 변환기 (Metabyte DAS-20)를 이용하였다. 머시닝센터에서 온도를 측정한 위치는 Fig.3과 같다.

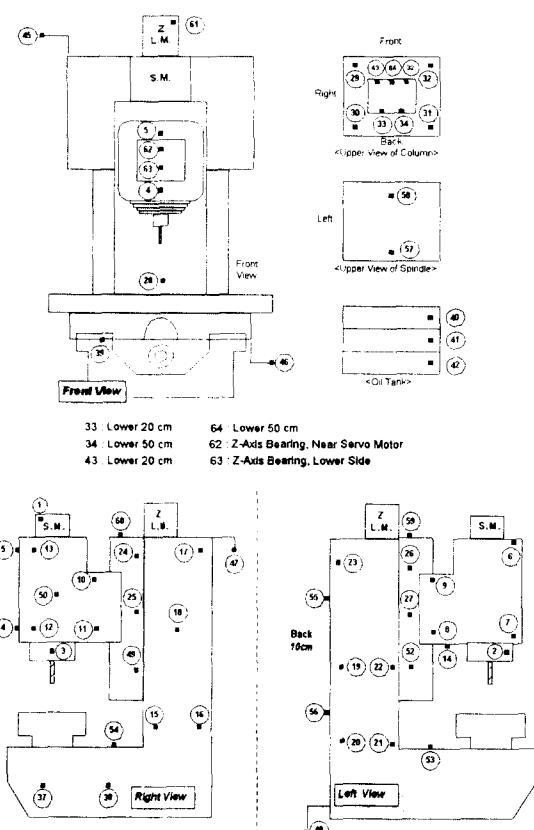


Fig.3 Thermocouple locations

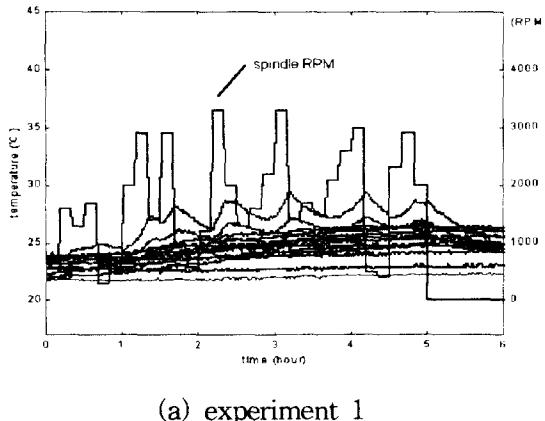
학습된 결과의 평가를 위해서는 전혀 다른 환경에서 열변형 모델의 적응성 확인이 필요하며, Table 2와 같은 두 가지 실험조건을 선정하였다.

Table 2 Experimental conditions

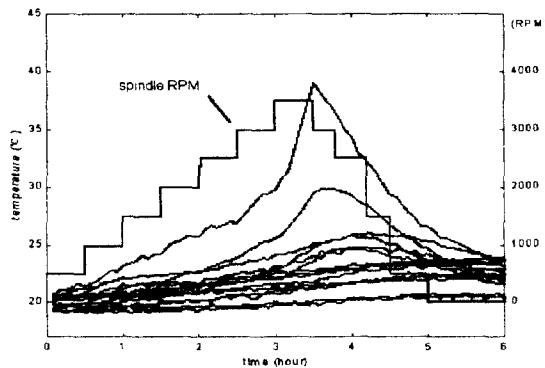
	exp. 1	exp. 2
temp. of atmosphere	variant temp.	constant temp.
spindle RPM	random	monotonous increase and decrease

이상의 실험조건에 따라서 기계 각부의 온도 및 기계원점의 변형량을 채취한 결과, 온도변화

를 대표적으로 나타내는 15개 측정점의 온도변화 형태를 Fig.4에 보였다. Fig.5에는 각 축에서의 원점의 변형량을 보인 것이다. 그럼에서 보는 바와 같이 최고 18°C 변화에 $40\mu\text{m}$ 이상의 변형이 발생했으며, 특히 주축근방의 온도가 주축회전수에 민감하고, 원점의 변형도 X, Y축보다 Z축방향이 민감함을 알 수 있다.

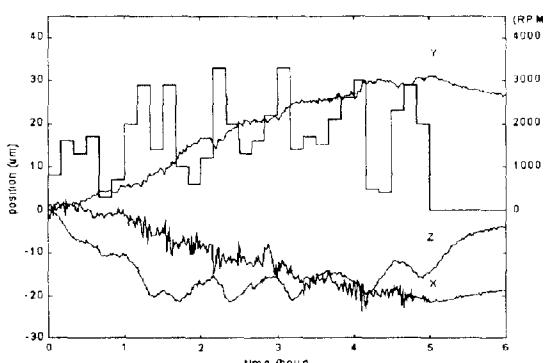


(a) experiment 1

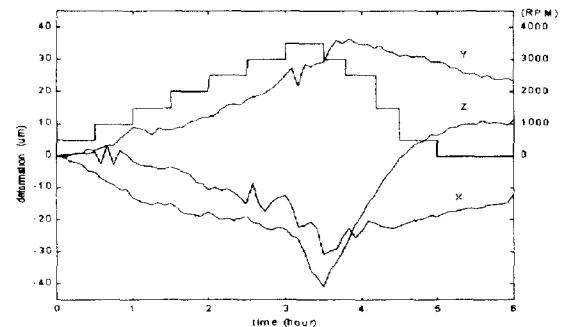


(b) experiment 2

Fig.4 Temperature at each location



(a) experiment 1



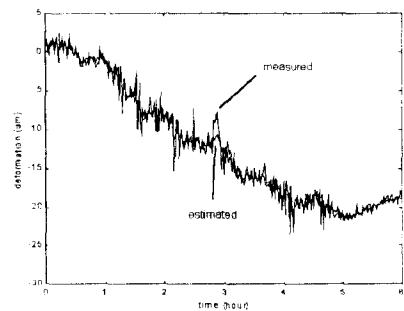
(b) experiment 2

Fig.5 Deformation of origin

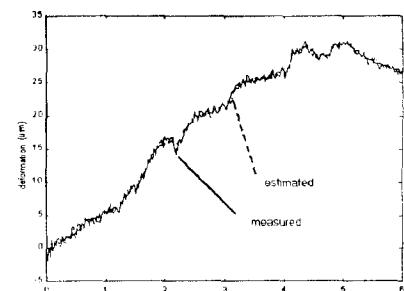
4. 실험결과 및 고찰

4.1 최소오차자승법

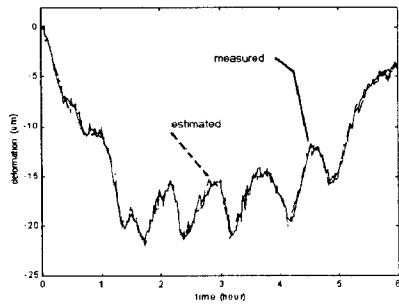
Fig.6은 선정된 전략적 측정점 15개의 시간이력 정보를 이용한 즉, 현재 온도와 5분전의 온도를 이용하여 원점의 열변형을 예측한 결과이다. 추정오차가 약 $5\mu\text{m}$ 정도로 양호한 예측 정도를 보여주지만, 입력변수의 수가 많은 편이고, 모델식을 세우는 과정에서 경험적 주관이 개입되기 때문에, 모델을 수정해야 하는 경우에 그작업이 번거롭다.



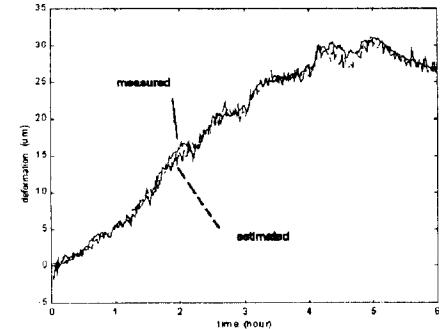
(a) deformation of X-axis



(b) deformation of Y-axis



(c) deformation of Z-axis



(b) Y-axis

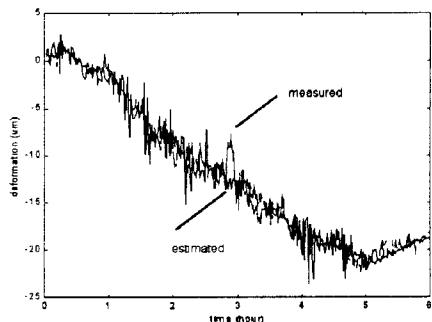
Fig.6 Estimation results by using LSEM

4.2 GMDH를 이용한 모델링

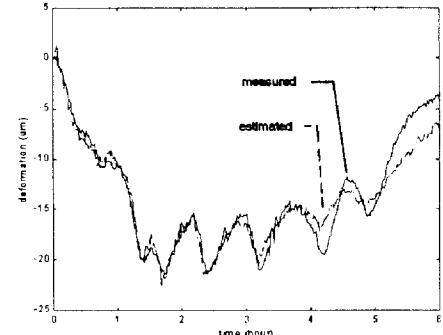
앞절에서 서술한 학습 조건에 의한 모델링 결과를 Table 3에 보였다. 최대 예측 오차는 5.9 μm 으로 공작기계의 열변형을 잘 추정함을 알 수 있다. Y축 방향의 모델은 시간이력 데이터의 유무에 상관없이 4개의 입력 변수로 변형량을 예측 할 수 있는 것에 반해, Z축 방향의 예측 결과는 시간 이력 데이터를 입력 변수에 포함시켰을 때, 입력 변수의 수가 현저히 줄었음을 알 수 있다. Fig.7과 Fig.8에 모델1과 모델2에 의한 예측결과를 보였다.

Table 3 Resultant model by GMDH
with exp.1 data

	model 1			model 2		
	X	Y	Z	X	Y	Z
selected indep. var.	4	4	31	4	4	8
no. of layer	2	2	6	2	2	3
multiple correlation	0.93	0.99	0.98	0.93	0.99	0.98
rmin value	0.003	0.001	0.032	0.004	0.001	0.033
max. error(μm)	5.9	2.4	4.1	5.6	2.5	4.5

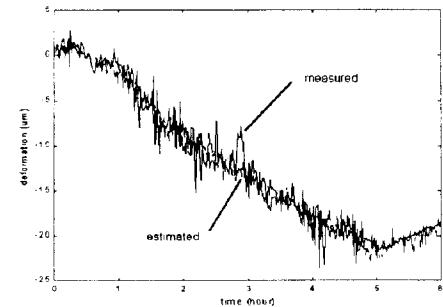


(a) X-axis

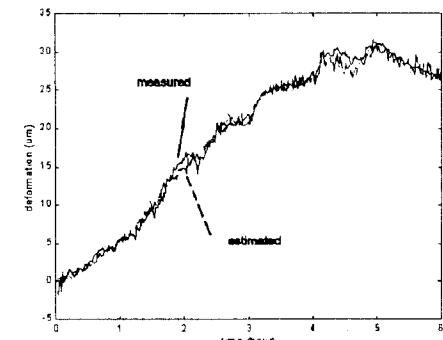


(c) Z-axis

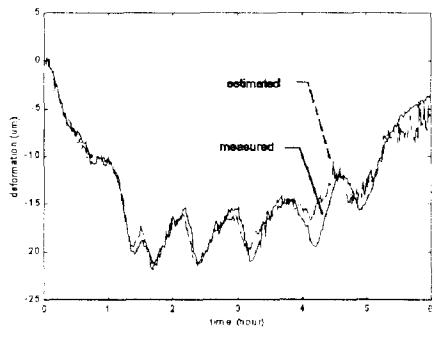
Fig.7 Learning result by GMDH model 1



(a) X-axis



(b) Y-axis



(c) Z-axis

Fig.8 Learning result by GMDH model 2

가공조건이 상이한 실험2의 온도 측정치를 실험1에서 얻은 모델식을 사용하여 열변형을 예측한 결과를 Fig.9에 보였다. 추정오차가 $7\mu\text{m}$ 이내로서 상이한 조건의 가공의 열변형 예측에도 생성된 모델을 적용할 수 있음을 보여주고 있다.

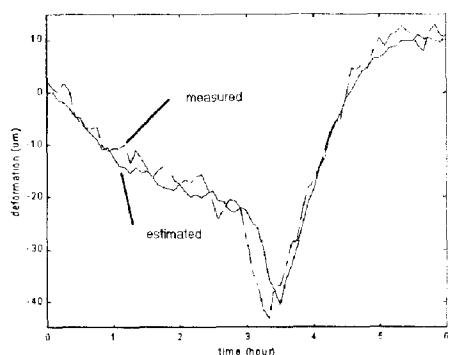


Fig.9 Estimation result of exp. 2 from the learning model of exp. 1

5. 결론

본 연구를 통하여, 수직형 머시닝센터를 대상으로, 주축회전수를 랜덤하게 변화시킨 경우, 기계 각부분의 온도측정치를 입력으로 하는 GMDH 모델에 의해 주축원점의 열변위를 추정하는 것을 시도하였고, 아래의 결론을 얻었다.

- (1) 현재의 온도 측정치를 입력으로 하는 GMDH 모델링을 이용하여 $5\mu\text{m}$ 내로 원점의 열변형을 추정하였다.
- (2) 모델링에서 GMDH를 이용함으로써, 자동으로 모델식을 생성할 수 있었다.
- (3) 입력정보에 시간이력을 더하는 것에 의해, 더 적은 온도 측정점을 입력으로 하여, 고정도로 열

변위를 추정하는 것이 가능했다.

- (4) 실험1에서 얻은 모델에 실험2에서 얻은 입력 변수를 대입한 결과, $7\mu\text{m}$ 이내의 오차내에서 실험2의 변형량을 잘 추정함을 확인하였다.

참고문헌

1. M. Weck, P. McKeown, R. Bonse and U. Herbst, 1995, "Reduction and Compensation of Thermal Errors in Machine Tools", Annals of the CIRP, Vol. 44, No. 2, pp. 589-598.
2. 정성종, 1996, "머시닝센터에서 고정밀/고능률 가공을 위한 NC기술", 공작기계, 제68호, pp.29-47.
3. 정성종, 1995, "머시닝센터에서 고정밀 가공을 위한 NC 기술", 한국정밀공학회 추계학술대회논문집, pp.748-754.
4. J. S. Chen, J. X. Yuan, J. Ni and S. M. Wu, 1993, "Real-time Compensation for Time-variant Volumetric Errors on a Machining Center", ASME, Journal of Engineering for Industry, Vol. 115, pp.472-479.
5. T. Moriwaki, N. Sugimura and L. Wang, 1994, "Development of Modeling System for CAD/CAE of Machine Tools (2nd Report)", JSPE, Vol.60, No.7, pp.959-963.
6. C. R. Liu, P. M. Ferreira, G. R. Liang and R. Srinivasan, 1988, "Technological Developments In Intelligent Manufacturing Systems", Intelligent Manufacturing Systems, Vol. I, Elsevier Science Publishers, pp.93-104.
7. 양종태, 정성종, 1994, "측정플레이트를 이용한 공작기계 오차보정", 한국정밀공학회 추계학술대회논문집, pp.187-192.
8. 정성종, 박영진, 김승철, 김창성, 양종태, 1994 "고정밀 고생산성 머시닝센터 개발을 위한 절삭 상태 및 열변형 적용제어 기술", 제2회 G7첨단생산시스템 Workshop 논문집, pp.124-131.
9. C. H. Lo, J. Yuan and J. Ni, 1995, "An Application of Real-Time Error Compensation on a Turning Center", Int. J. Mach. Tools 2. Manufact. Vol. 35, No. 12, pp.1669-1682.