

개방형 CNC를 갖는 공작기계에 실장한 열변형량 예측 시스템

김선호[#], 고태조^{*}, 안중환^{**}

Prediction System of Thermal Errors Implemented on Machine Tools with Open Architecture Controller

Sun Ho Kim[#], Tae Jo Ko^{*} and Jung Hwan Ahn^{**}

ABSTRACT

The accuracy of the machine tools is degraded because of thermal error of structure due to thermal variation. To improve the accuracy of a machine tools, measurement and prediction of thermal error is very important. The main part of thermal source is spindle due to high speed with friction. The thermal error of spindle is very important because it is over 70% in total thermals errors. In this paper, the suitable thermal error prediction technology for machine tools with open architecture controller is developed and implemented to machine tools. Two thermal error prediction technologies, neural network and multi-linear regression, are investigated in several methods. The multi-linear regression method is more effective for implementation to CNC. The developed thermal error prediction technology is implemented on the internal function of CNC.

Key Words : Thermal error (열변형 오차), Neural network (신경회로망), Multi linear regression (다중선형회귀), Open architecture controller (개방형 컨트롤러)

1. 서론

공작기계는 가공 중에 주축과 이송계의 반복적이고 연속적인 운동으로 인하여 발열이 일어나며, 이러한 열은 구조물, 회전계 그리고 이송계의 열변형을 일으키고, 이는 이송계의 원점을 변화시켜 가공 정밀도를 저하시키는 원인을 제공한다.^{1,2}

발열의 원인이 되는 주된 부품으로는 주축 베어링, 볼 나사와 지지 베어링을 포함하는 이송계, 직

선 유니트를 포함하는 안내계와 함께 절삭영역에서의 절삭열 그리고 각종 모터가 있다.

가공 정밀도에 영향을 미치는 가장 큰 열원의 위치는 주축부이며 구조물은 상대적으로 적은 편이다. 특정 위치의 열변형은 이송계의 기하학적 오차 성분을 변화시키게 되며 이로 인하여 이송계의 오차는 매우 복잡한 양상을 띠게 된다. 이 중에서 특히 주축계의 열변형은 전체 공작기계 열변형의 70% 이상을 차지하기 때문에 중요한 오차의 요인

[#] 접수일: 2007년 8월 20일; 게재승인일: 2008년 1월 31일

교신저자: 동의대학교 메카트로닉스공학과

E-mail: sunhokim@deu.ac.kr Tel. (051)890-2259

* 영남대학교 기계공학부

** 부산대학교 기계공학부

으로 인식되고 있다.³

따라서 공작기계의 열변형을 예측하거나 측정하거나 보상하기 위한 대상으로서 주축의 열변형이 가장 큰 관심의 대상이 되어왔다.^{1,2}

열변형 대책에 대한 연구로서는 열변형을 최소화할 수 있는 구조로 공작기계를 설계를 하고자 하는 연구, 열원을 차단하거나 억제하는 방법을 적용하고자 하는 연구 그리고 열변형을 예측하고 이를 보상하고자 하는 연구가 있어 왔다. 이러한 연구 중에서 열변형을 예측하고 이를 보상하고자 하는 연구가 가장 활발하게 이루어져 왔다.

Lee⁴는 5축 구조를 갖는 공작기계의 열변형을 측정하고 보상할 수 있는 수학적 모델을 제시했고, Ahn⁵은 GMDH법을 이용하여 열변형에 따른 원점의 변화를 예측하고자 했다. Lee⁶는 3축 머시닝 센터의 열변형 예측 모델을 제시했으며, Hwang⁷은 상관계수와 중회귀 모델을 이용한 열변형 측정 및 보상 시스템에 대한 연구를 수행했다.

이러한 연구들은 수학적인 모델을 이용하는 해석적인 방법과 직접 측정된 온도 값을 이용하는 실험적인 방법으로 구분할 수 있다.

해석적인 방법은 유한요소법 또는 유한차분법 등을 적용하게 되지만 기계의 경계조건이나 입력조건 등에 대한 부정확한 정보에 의해 많은 오차를 수반하게 된다.

실험적인 방법으로는 대부분 온도 데이터와 열변형 데이터를 상호간에 매핑을 함에 의해 임의의 온도에 대해 변형을 예측하게 된다. 방법론적으로는 Table 1과 같이 여러 가지 방법이 연구되고 있으나 기계의 구조, 운전속도, 가공방법 등에 많은 영향을 받기 때문에 기계의 특성에 맞는 방법의 적용이 필요하다.

열변형을 예측하고자 하는 다양한 해석적인 또는 실험적인 방법의 연구에도 불구하고 실제기계에 적용이 되어 운용이 되고 있는 예는 그리 많지 않은 실정이다. 이러한 배경에는 대부분의 CNC가 폐쇄형 구조를 가지고 있어 개발된 기술을 실장하는데 많은 어려움이 있기 때문이다.

본 연구에서는 개방형 CNC를 갖는 공작기계에 적합한 실험적인 열변형 예측기술에 대한 연구를 수행하고, 이로부터 얻은 가장 적합한 열변형 예측 시스템을 개방형 CNC에 실장하고자 했다. 개방형 CNC에 적합한 적용성 있는 열변형 예측기술을 선택하기 위해 신경회로망과 다중선형회귀법을 비교

분석했다. 이를 통해 얻은 적합한 열변형 예측 시스템을 개방형 CNC에 실장하기 위한 환경을 구축하고 실장을 했다. 개발된 기술의 적용성과 이식성을 확인하기 위해 운용실험을 수행했다.

본 연구에서 관심대상으로 한 열변형은 주축계 열변형이며 공작기계로는 MS Windows를 기반으로 하는 개방형 CNC인 SIEMENS 840D를 가지는 3축 밀링 머신을 대상으로 하였다.⁸

Table 1 Mapping technology for thermal error

종 류	주요 특징
신경회로망 (Neural Network)	<ul style="list-style-type: none"> 비선형적인 다변수처리에 용이 학습을 필요로 하는 단점이 있음
GMDH (Group Method for Data Handling)	<ul style="list-style-type: none"> 다중 퍼셉트론 회로망 (Multi-layered perceptron type network)을 가지는 알고리듬
다중선형회귀법 (Multi-Linear Regression)	<ul style="list-style-type: none"> 실험데이터를 이용해서 온도변화에 대한 계수, 열변형량을 찾아내는 방법 모델이 단순하다는 장점이 있음
시스템 규명법 (System Identification Method)	<ul style="list-style-type: none"> 시계열 해석법임 실험 데이터를 이용하여 온도변화에 대한 계수, 그리고 현재 온도값, 과거 온도값과 과거의 열변형을 반영함

2. 실험환경

본 연구에서 대상으로 한 기계의 모습을 Fig. 1에 나타내었다. 3축 수직형 구조를 갖는 밀링 머신에서 주축의 운동은 6가지로 구분이 가능하다. 즉, x, y, z 방향에 대한 3개의 선형운동과 x, y 방향에 대한 2개의 틸팅 운동, 그리고 회전축에 대한 틸팅 운동이 존재한다. 공작기계의 주축이 회전으로 인하여 발열이 일어나면 이러한 운동방향으로 오차가 각각 발생하게 된다. 이 중에서 회전축에 대한 틸팅 운동은 자신의 운동방향과 일치하기 때문에 큰 의미를 갖지 못한다. 본 연구에서 대상으로 한 수직형 밀링의 경우 구조적 특성으로 x 방향의 운동

과 무시할 정도로 작게 발생한다. 따라서 발열에 의한 열변형을 측정하기 위해 3개의 센서를 사용하여 y축의 선형오차와 틸팅 변형오차 그리고 z축의 선형오차를 측정하고자 했다.

Fig. 2에서 Y_1 과 Y_2 센서는 각각 y 방향의 선형오차 및 y 축 방향의 틸팅 오차를 측정하기 위한 것이고 Z_1 센서는 z 방향의 선형오차를 측정하기 위한 센서이다.

열변형에 의한 운동오차를 측정하기 위한 센서로는 와전류(eddy current) 형식의 비접촉식 센서를 사용하였다. 이 센서는 열에 의한 변형이 작도록 특별히 제작된 치구에 조립이 되며 테스트 바(bar)로 사용된 맨드렐(mendrel)도 열변형이 작은 강으로 제작되었으며 두 센서와의 거리는 250mm가 되도록 게이지 기준면에서 길이가 300mm인 테스트 바를 사용되었다.

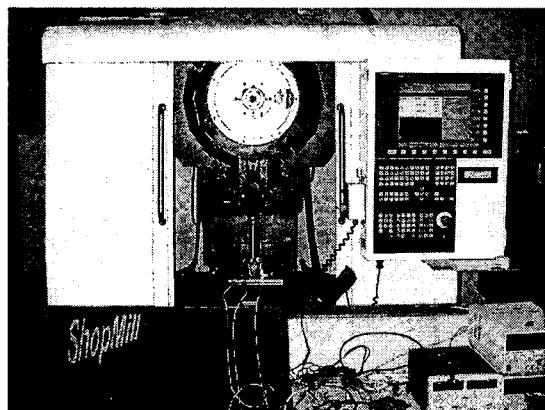


Fig. 1 Machine tools

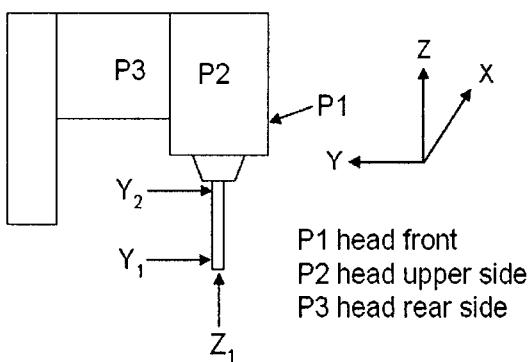


Fig. 2 Position of thermocouples and gap sensors

온도의 측정에는 독립형 온도입력 모듈(isolated thermocouple input module)이 사용되었다. 이 모듈은 열전대(thermo couple)로부터 입력된 온도의 변화에 대해 특정의 전압을 출력하는 장치로서 CNC에 바로 입력되게 제작되었다.

측정은 ISO 230-3에서는 최소한 5분에 한 개의 데이터를 획득하도록 되어 있으며 열변형 데이터는 최소한 4시간에서 8시간의 데이터를 획득하도록 권장하고 있다.⁹ 열특성 평가를 위한 실험은 이러한 조건을 준수했으며 예비 실험결과 실제 온도상승이 포화될 때까지 측정을 하는 것으로 하였다.

3. 열변형 특성실험

실험은 두 가지로 이루어지는데 한 가지는 모델 구축용, 다른 한 가지는 모델 검증용이다. 모델 구축을 위해서는 대상 기계의 최고속도인 8,000rpm의 75%인 6,000rpm으로 12시간 회전 후, 12시간 냉각시키도록 했다. 모델 검증을 위해서는 4,000rpm, 6,000rpm, 5,000rpm 순으로 4시간씩 스픬들을 회전시키고 난 후, 12시간 무부하 상태로 냉각시키도록 했다.

Fig. 3(a)는 모델 구축을 위한 실험의 열변형 양 실험 결과이다. y 방향의 경우는 위쪽에 설치된 열변형 양 측정 센서로부터 얻은 데이터와 아래쪽에 설치된 열변형 양 측정 센서로부터 얻은 데이터가 상당히 차이가 나고 있음을 관찰할 수 있다. 이것은 공작기계의 구조적인 특징으로 인하여 발생하는 현상이다.

특이한 것은 Fig. 3(b)에서처럼 온도가 계속 상승하고 있음에도 불구하고 초기에 y 방향 오차의 감소현상을 들 수 있다. 이것은 초기 열팽창시에 내부 부품들의 조립상태에 따라서 상호간의 간섭 등에 의해 일어나는 현상으로 이해되며, 이러한 비선형성은 모델을 구축할 때 많은 어려움을 주게 된다. 그리고 6시간 이후에 오차가 증가하는 것이 멈추고 감소하는 현상이 나타나는 것을 관찰 할 수 있는데, 이것은 실험이 진행되면서 대기온도의 감소로 인한 영향으로 판단된다.

한편, 온도의 경우 주축 전면부에 설치된 P1번 열전대(thermal couple)의 온도가 가장 높고 주축 후부에 설치된 열전대에서 수집된 온도가 상대적으로 낮음을 알 수 있다. 또한, 6시간이 경과하면 온도의 상승은 포화를 하고, 그 이후로는 계속 스픬들이

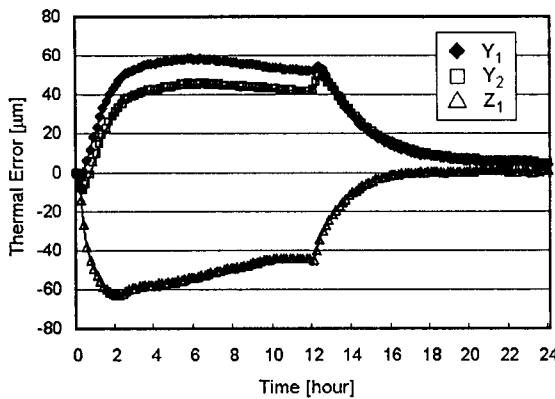


Fig. 3(a) Thermal errors of spindle head

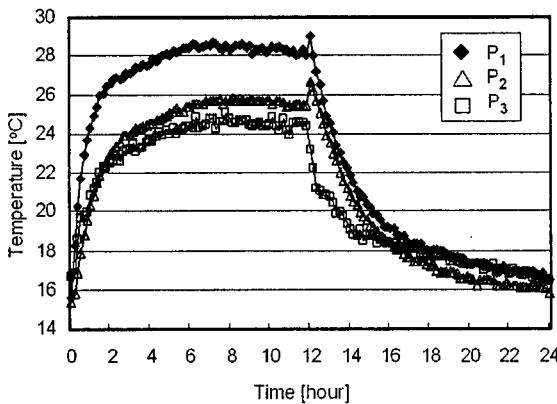


Fig. 3(b) Temperature variations of each position

회전함에도 불구하고 온도가 서서히 감소하고 있다. 이것은 주축 스펀들의 회전으로 인해 발생하는 열이 대기의 온도 감소로 인한 냉각작용을 이기지 못하여 나타나는 현상이다.

Fig. 4(a)는 모델 검증을 하기 위한 실험의 열변형량 변화 그래프이다. 그래프에서 보듯이 초기에 y 방향의 오차가 감소했다가 올라가는 것이 관찰된다. y 방향 위쪽에 설치된 센서의 값은 4시간 지난 후에 $40\mu\text{m}$ 인 것이 관찰된다. 이후 $6,000\text{rpm}$ 으로 속도를 증가시키면 온도가 오르면서 증가하는 것을 알 수 있고, 다시 속도를 $5,000\text{rpm}$ 으로 감소시키면, $6,000\text{rpm}$ 일 때의 온도를 유지시킬 만큼의 발열이 이루어지지 못하므로 감소하는 것이 관찰되었다.

Fig. 4(b)는 주축의 발열 실험 동안의 온도의 변화를 나타낸 것이다. 초기 $4,000\text{rpm}$ 으로 주축을 회전시키면, 4시간 후에 25°C 까지 상승하는 것이 관

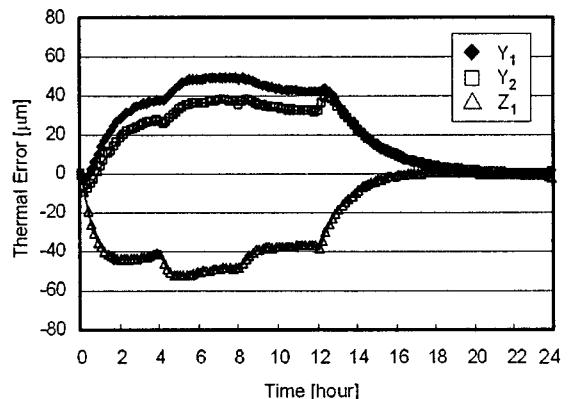


Fig. 4(a) Thermal errors of spindle head

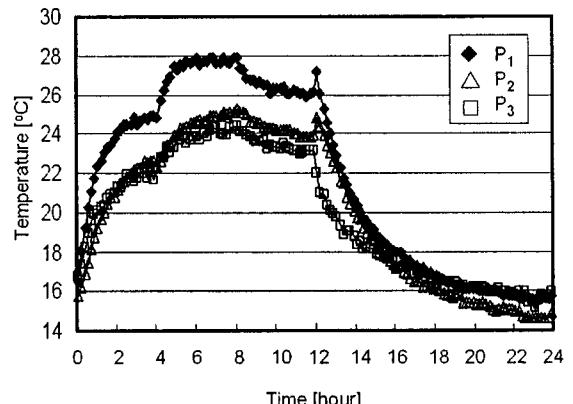


Fig. 4(b) Temperature variations of each position

찰된다. 그러다가 $6,000\text{rpm}$ 으로 속도를 증가시키면, 28°C 까지 급속히 상승한다. 이것은 $4,000\text{rpm}$ 으로 주축을 회전시킬 때 발생하는 열보다 $6,000\text{rpm}$ 으로 주축을 회전시킬 때 발생하는 열이 현격하게 높기 때문에 온도가 급속도로 상승하는 것이다. 4시간 후 다시 $5,000\text{rpm}$ 으로 회전 속도를 변경시키면 온도가 내려가는 것이 관찰된다. 이것은 $6,000\text{rpm}$ 으로 주축을 회전시킬 때 보다 $5,000\text{rpm}$ 으로 주축을 회전시킬 때 얻을 수 있는 열이 적기 때문에 기존의 온도를 유지할 수 없기 때문에 나타나는 현상이다.

4. 두 가지 모델에 의한 열변형량 예측 성능비교

3절에서 실험을 통해 얻은 실험결과를 열변형

량 예측을 위한 두 가지 모델에 적용을 하고 열변형량 예측 성능을 비교하였다. 두 가지 모델로는 신경회로망과 다중선형회귀법을 적용하였다.

4.1 신경회로망

오차 역전파 신경회로망을 이용한 학습과 추론이론 및 방법은 널리 알려져 있으므로 본 본문에서는 설명을 생략한다.¹⁰ 오차 역전파 신경회로망을 이용한 입력 및 출력조건은 Table 2와 같다.

Table 2 Input and output conditions for neural network learning

Parameter	Value
Input	Temperature of 3 point, rotational speed
Output	Thermal error of 3 position
Learning rate	0.6
Momentum rate	0.7
Max. total error	0.00001
Max. individual error	0.0001

신경망을 이용하여 열변형 데이터에 대해 학습을 하였다. 학습시 사용한 조건은 다음과 같다. 레이어 개수는 2개이며, 각 레이어에서 노드의 개수는 5개씩을 사용하였다. 또한 반복 학습 횟수는 10,000번으로 하였다. 학습시 입력 항목은 온도 3가지, 주축의 회전 유무를 판단하는 임의의 수로서 총 4가지로써 하였고, 출력으로 각 열변형량 측정 센서의 열변형 값이 나오도록 하였다. Fig. 5는 y 방향 위쪽, 아래쪽 및 z 방향에 대한 변형에 대해 학습을 한 후의 예측결과를 나타내는데, 예측이 순조롭게 잘 이루어지고 있음을 알 수가 있다. 각각의 경우 예측이 성공적으로 이루어지고 있으며, 이의 정확도를 분석하여보면 y 방향 위쪽, 아래쪽 및 z 방향에 대한 예측결과가 각각 99.5%, 98.9%, 99.1%로 나타나고 있다.

4.2 다중회귀분석법

회귀분석이란 특정 현상과 그 현상에 영향을 미칠 수 있는 변수들 사이의 관계를 분석하고 모형화하기 위한 통계적 기법이다. 회귀분석에서는 특정 현상과 그 현상에 영향을 미칠 수 있는 변수들 사이의 함수관계를 표현할 수 있는 모형을 이론적 근

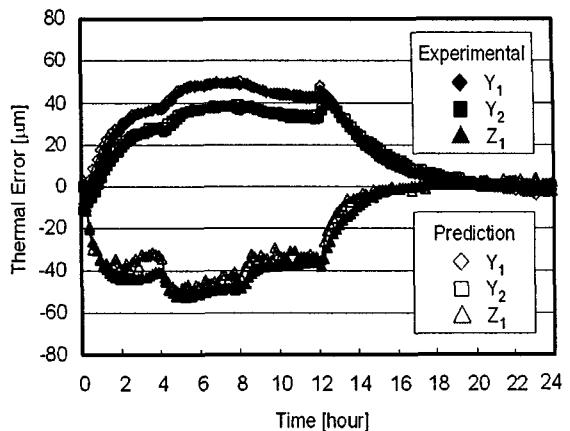


Fig. 5 Prediction of thermal errors with neural network

거나 경험적 판단에 의해서 설정하고, 변수들의 관측된 자료에 의해서 함수관계를 추정한 다음, 추정된 모형을 이용해서 추정 혹은 예측하는데 사용되어진다.

본 연구에서는 열변형에 의해 발생하는 3축 방향의 열변형량을 종속변수로 삼고, 이 종속 변수의 변동을 설명하기 위해서 세 개의 독립변수를 각각 주축의 특정 부위 세 곳을 지정하였다.

회귀 분석을 하는 기본적인 개념은 다음과 같다. 먼저 측정점을 $(x, y, z, f(x, y, z))$ 라고 한다면 측정점들은 다음과 같이 표현 될 수 있다.

즉, 측정점 $(x_1, y_1, z_1, p(x_1, y_1, z_1))(x_2, y_2, z_2, p(x_2, y_2, z_2)) \dots (x_n, y_n, z_n, p(x_n, y_n, z_n))$ 에 대한 예측식을 다음과 같이 나타낸다.

$$p(x, y, z) = a + bx_i + cy_i + dz_i \quad (1)$$

이러한 측정점들과 예측식으로 제시된 $p(x_i, y_i, z_i)$ 와의 차이를 최소로 만드는 a, b, c, d 계수를 구하기 위해서는 최소자승법을 사용한다. 즉,

$$\begin{aligned} S &= \sum_{i=1}^n p(x_i, y_i, z_i) - f(x_i, y_i, z_i)^2 \\ &= \sum_{i=1}^n a + bx_i + cy_i + dz_i - f(x_i, y_i, z_i) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, 얻어진 값과 이론값과의 차이가 최소가 되기 위해서는 편도함수가 0이 되도록 하면 된다.

$$\frac{\partial S}{\partial a} = 0, \quad \frac{\partial S}{\partial b} = 0, \quad \frac{\partial S}{\partial c} = 0, \quad \frac{\partial S}{\partial d} = 0 \quad (3)$$

윗식을 정리하여 아래와 같은 4원 1차 연립방정식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} na + b \sum x_i + c \sum y_i + d \sum z_i &= \sum f(x_i + y_i + z_i) \\ a \sum x_i + b \sum x_i^2 + c \sum x_i y_i + d \sum x_i z_i &= \sum x_i f(x_i, y_i, z_i) \\ a \sum y_i + b \sum x_i y_i + c \sum y_i^2 + d \sum y_i z_i &= \sum y_i f(x_i, y_i, z_i) \\ a \sum z_i + b \sum x_i z_i + c \sum y_i z_i + d \sum z_i^2 &= \sum z_i f(x_i, y_i, z_i) \end{aligned} \quad (4)$$

이것을 행렬로 나타내면, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{pmatrix} n & \sum x_i & \sum y_i & \sum z_i \\ \sum x_i & \sum x_i^2 & \sum x_i y_i & \sum x_i z_i \\ \sum y_i & \sum y_i^2 & \sum y_i z_i & \sum z_i^2 \\ \sum z_i & \sum z_i^2 & \sum x_i z_i & \sum y_i z_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum f(x_i + y_i + z_i) \\ \sum x_i f(x_i, y_i, z_i) \\ \sum y_i f(x_i, y_i, z_i) \\ \sum z_i f(x_i, y_i, z_i) \end{pmatrix} \quad (5)$$

식 (5)의 행렬식을 이용하여 추정식 f 의 계수 a, b, c, d 와 이 추정식의 적합도를 구하는 프로그램을 Visual C++ 6.0을 이용하여 프로그래밍하였다.

학습용 데이터를 이용하여 다중회귀분석모델을 만들고, 이를 바탕으로 각각의 방향에 대해 예측을 한 결과가 Fig. 6이다. 그림에서 보듯이 예측은 잘 하고 있음을 보이며 통계적으로 예측오차를 분석하여 보면 y 방향 위쪽, 아래쪽 및 z 방향에 대한 예측결과가 각각 99.5%, 96.7%, 98.5%로 나타나고 있다.

이상과 같이 신경망과 다중회귀분석법을 고찰하여 보면 다중회귀분석법의 예측율은 다소 떨어지지만 프로그램의 간결성으로 적응성, 이식성이 매우 높다고 할 수 있다.

5. 개방형 CNC에의 실장

적용된 CNC는 SIEMENS 840D이며 Fig. 7과 같은 구조를 갖는다. MMI와 응용 프로그램이 실장되는 PC는 IBM 호환기종이 사용된다. NC 커널

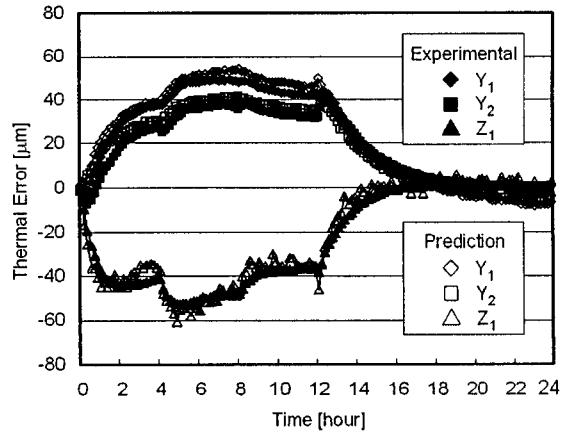


Fig. 6 Prediction of thermal errors with multi linear regression

(Kernel)이 실장된 모션 CPU가 PC 버스를 이용해 PC와 인터페이스 된다. 응용 프로그램을 OS와 인터페이스를 위해서는 CNC 메이커에서 제공하는 MMC 103을 사용했다. 개발되는 열변형 예측 시스템은 MMC 103 상위 응용 프로그램 영역에 놓이게 된다.

본 연구에서 사용된 SIEMENS 840D의 기능구조는 Fig. 8과 같다. Data Acquisition 및 Control Driver 위에 NCK라는 NC Program 수행, Preparation, Interpolation, Servo Control, NC Data Management 및 Drive Interface 등을 지원하는 NC Kernel이 존재한다.

Fig. 9는 열변형 량 예측 시스템을 실제기계에 적용하여 운영을 하고 있는 CNC 화면을 보여준다. 그림에서 dy 는 y 축 열변형 량을 그리고 dz 는 z 축 열변형량을 나타낸다.

6. 결론

본 연구에서는 개방형 CNC를 갖는 공작기계에 적합한 실험적인 열변형 예측기술에 대한 연구를 수행하고, 이로부터 얻은 가장 적합한 열변형 예측 시스템을 개방형 CNC에 실장하고자 했다. 연구를 통해 얻은 결과를 정리하면 아래와 같다.

1) 개방형 CNC를 갖는 공작기계에 실장 할 목적으로 두 가지 방법의 열변형 예측 기술이 검토되었다. 성능 비교 결과, 적응성 측면에서 다중선형회귀법이 유리한 점이 있었다.

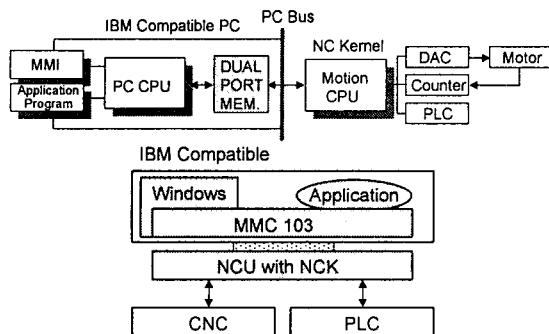


Fig. 7 Structure of SIEMENS 840D CNC

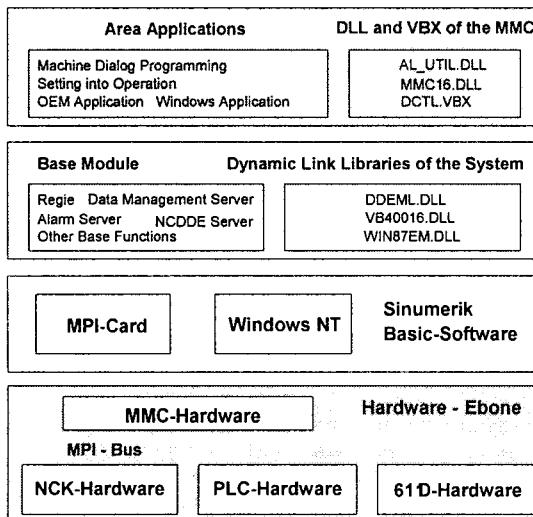


Fig. 8 Software and hardware environment of SIEMENS 840D

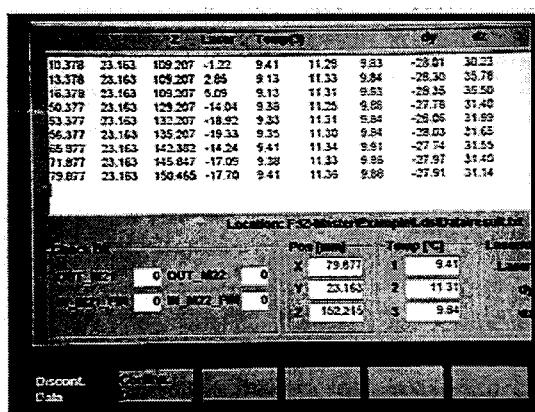


Fig. 9 View of thermal error prediction system on CNC

2) 개발된 열변형량 예측 시스템을 개방형 CNC에 이식하기 위한 환경을 구축하고 실장을 했다.

3) 실장된 열변형량 예측시스템을 이용해 가공 실험을 수행한 결과, 개발 시스템의 작동성을 확인했다.

예측된 열변형량을 이용한 보상은 가공조건, 기계환경 등을 고려해야 하기 때문에 본 논문에서는 다루지는 않았다.

후기

이 논문은 2005학년도 동의대학교 교내연구비에 의해 연구되었음(2005AA156)

참고문헌

1. Gryan, J. B., "International status of thermal errors research," Annals of the CIRP, Vol. 39, No. 2, pp. 645-656, 1990.
2. Weck, M., McKeown, P., Bonse, R. and Herbst, U., "Reduction and compensation of thermal errors in machine tools," Annals of the CIRP, Vol. 44, No. 2, pp. 589-598, 1995.
3. Slocum, A. H. "Precision machine design," Prentice Hall International Editions, pp. 248-269, 1992.
4. Lee, S. W. and Pahk, H. J., "Development of a thermal error measurement/Correction system for the 5 DOF spindle thermal deformations in CNC machine tools," Proceedings of the annual meeting-ASPE, 13th, pp. 291-294, 1998.
5. Ahn, J. Y. and Chung, S. C. "Estimation of Thermal Deformation for the Machine Origin of Machining Centers using GMDH Algorithm," J. of KSME, Vol. 22, No. 12, pp. 2126-2135, 1998.
6. Lee, J. J., "Modeling Methods for Thermal Errors of Machine Tool," J. of KSPE, Vol. 19, No. 5, pp. 19-24, 2002.
7. Hwang, S. H., Lee, J. H. and Yang, S. H., "Fault Diagnosis and Recovery of a Thermal Error Compensation System in a CNC Machine Tool," J. of KSPE, Vol. 17, No. 4, pp. 135-141, 2000.
8. SIEMENS Ltd., "SINUMERIK 840D/840Di/810D Programming Guide," 2001.

9. ISO, "Test code for machine tools-Evaluation of thermal effect," ISO/DIS No. 230-3, 2002.
10. Pao, Y. H., "Adaptive pattern recognition and neural networks," Addison wesley, pp. 269-299, 1989.