

CNC 공작기계에서 열변형 오차 보정 시스템의 고장진단 및 복구

황석현*, 이진현**, 양승한***

Fault Diagnosis and Recovery of a Thermal Error Compensation System in a CNC Machine Tool

Seok-Hyun Hwang*, Jin-Hyeon Lee**, and Seung-Han Yang***

ABSTRACT

The major role of temperature sensors in thermal error compensation system of machine tools is improving machining accuracy by supplying reliable temperature data on the machine structure. This paper presents a new method for fault diagnosis of temperature sensors and recovery of faulted data to establish the reliability of thermal error compensation system. The detection of fault and its location is based on the correlation coefficients among temperature data from the sensors. The multiple linear regression model which is prepared using complete normal data is also used for the recovery of faulted data. The effectiveness of this method was tested by comparing the computer simulation results and measured data in a CNC machining center.

Key Words : Thermal Error Compensation System(열변형 오차 보정 시스템), Fault Diagnosis(고장진단)
Correlation Coefficient(상관계수), Multiple Linear Regression Model(중선형회귀 모델)

1. 서론

공작기계의 열변형 오차 보정 시스템에서 온도 센서의 가장 중요한 역할은 기계의 각 부위에 대한 믿을 수 있는 온도정보를 열변형 오차 모델에 제공함으로써 보정 시스템을 통하여 가공 정밀도를 높이는 것이다.

만약 오차 보정 시스템의 작동중 온도센서에 고장이 발생하면 가공 오차를 오히려 증가시킬 수 있다.^(1,2) 그러나 가공 작업 도중에 직관적 방법으로 온도센서의 고장을 탐지하기에는 어려움이 많으며,

가공 작업 완료후 가공품의 불량 여부로써 온도센서의 고장을 판단하거나 별도의 온도센서 감시장치를 부착하려면 경제적인 손실이 우려된다.

따라서 오차 보정 시스템의 신뢰성을 확보하기 위해서는 온도센서에 고장이 발생할 경우 이를 신속히 탐지하고 고장을 복구(recovery)또는 보완할 수 있는 기법이 필요하다. 이는 기계운용의 안정성, 재해 예방, 그리고 생산성 향상을 위하여 필수적인 요소라 할 수 있다.

시스템의 비정상 상태 또는 고장을 탐지하기 위한 연구로서는 영향선도(influence diagram)^(3,4)를

* 경북대학교 기계공학부 대학원

** 안동정보대학 기계과

*** 경북대학교 기계공학부

이용한 방법, 신경회로망⁽⁵⁾이나 퍼지이론^(6,7)을 이용한 방법, 통계적 기법⁽⁸⁾ 등이 적용 대상물의 특성에 따라 적용되고 있다.

공작기계의 열변형 오차 보정 시스템을 구성하는 온도센서는 특성상 고장 증상이 단순하며 성능 저하와 같은 고장 유형보다는 단순되었을 경우가 가장 우려되는 고장 유형이다. 또한 온도정보가 입력되는 시간 간격이 크며, 공작기계를 구성하는 구조물의 온도 변화 특성상 온도센서로부터의 출력값들은 완전한 독립 관계를 가지지는 못한다.

따라서 본 논문에서는 공작기계의 열변형 오차 보정 시스템의 특성에 적합한 고장 진단과 고장 센서의 데이터를 복구하기 위한 새로운 방법을 제안하였다. 고장진단은 먼저 온도센서간 상관관계를 정량화하기 위하여 입력 온도 데이터를 이용하여 상관계수를 구하고, 이들 상관계수에 기초하여 온도센서의 고장을 탐지 및 고장 위치를 인식하게 된다. 고장 센서의 데이터는 열변형 오차 모델 개발시의 완전한 데이터를 이용하여 미리 설정해 놓은 중선형회귀 모델(multiple linear regression model)을 이용하여 복구한다.

본 논문에서 제안된 방법은 IBM-PC상에서 MATLAB을 이용한 시뮬레이션 결과와 CNC 머시닝센터(Cincinnati T-10)에서 측정된 온도 데이터 및 열변형 오차⁽⁹⁾와의 비교를 통하여 타당성을 검증하였으며, 실시간 열변형 오차 보정을 위하여 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

2. 고장진단 및 복구 알고리즘

2.1 온도변수간 상관관계의 정량화

CNC 공작기계의 열변형 오차 보정 시스템을 구성하는 온도센서로부터의 온도 데이터는 확률변수로 규정되며, 이들 온도변수간의 상관관계를 상관계수로써 정량화 한다. 온도변수간 통계적 상관관계를 정량화한 상관계수를 이용하면 다음과 같은 장점이 있다.

- 첫째, 온도변수들간의 인과관계를 상관계수를 사용하여 입출력 관계로 단순화하고 복잡한 물리적 관계는 고려하지 않는다.
- 둘째, 상관계수는 간단한 계산을 통해 온도변수 전체에 대해 일괄적으로 구할 수 있다.
- 셋째, 하나의 온도변수와 보정 시스템을 구성하는 나머지 온도변수들과의 인과관계가

일괄적으로 정해짐으로써 온도센서의 고장으로 인해서 이상 데이터가 입력될 때 고장센서의 위치를 용이하게 파악할 수 있다.

예를들어 Fig. 1에서는 온도변수 T_1 과 T_2 의 상관계수가 확률적인 요인에 의하여 변화할 수 있음을 나타낸다. 만약 온도변수 T_1 에 해당하는 센서의 고장으로 인하여 이상 온도데이터가 입력될 경우 T_1 과 T_2 두 온도변수간의 상관계수 변화를 초래하여 상관계수 $r_{1,2}$ 는 A_2 의 범위에 속하게 된다.

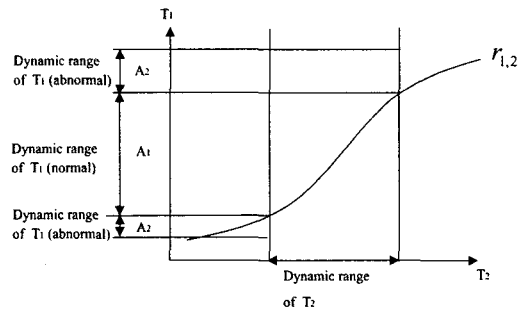


Fig. 1 Relationships between T_1 and T_2 in terms of correlation coefficient.

이와같이 상관계수의 변화를 검출함으로써 고장을 탐지할 수 있으며, 시스템을 구성하는 나머지 온도변수들과의 상관계수 변화를 조사함으로써 고장 위치를 파악할 수 있게 된다.

온도변수들간의 상관계수를 구하는 방법은 다음의 식 (1)과 같다.

$$C_{ij} = Z_i^t Z_j \quad (1)$$

여기서 Z_i 와 Z_j 는 i 및 j 번째 온도 열벡터인 X_i 와 X_j 를 다음과 같이 표준화시킨 벡터이다.

$$\begin{aligned} Z_i &= \bar{X}_i / \sqrt{S_{ii}} \quad , \quad S_{ii} = \bar{X}_i^t \bar{X}_i \\ Z_j &= \bar{X}_j / \sqrt{S_{jj}} \quad , \quad S_{jj} = \bar{X}_j^t \bar{X}_j \end{aligned} \quad (2)$$

$$\bar{\mathbf{X}}_i = \begin{pmatrix} x_{i1} - \bar{x}_i \\ x_{i2} - \bar{x}_i \\ \vdots \\ x_{in} - \bar{x}_i \end{pmatrix}, \quad \bar{\mathbf{X}}_j = \begin{pmatrix} x_{j1} - \bar{x}_j \\ x_{j2} - \bar{x}_j \\ \vdots \\ x_{jn} - \bar{x}_j \end{pmatrix},$$

$$\begin{cases} \bar{x}_i = \frac{\sum_{k=1}^n x_{ik}}{n} \\ \bar{x}_j = \frac{\sum_{k=1}^n x_{jk}}{n} \end{cases}$$

여기서, x_{ik}, x_{jk} 은 i 및 j 번째 열벡터의 k 번째 요소(온도 측정값)이다.

3.2 고장 진단

다음의 Fig. 2는 고장 진단을 위한 개념도를 나타낸다.

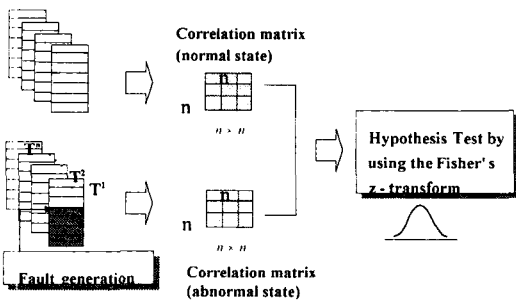


Fig. 2 Conceptual diagram of fault diagnosis.

온도변수간의 상관계수를 이용한 고장 진단을 위해서는 먼저 정상 상태에서의 상관계수를 구하여 고장 상태에서의 상관계수와 비교 기준을 설정한다. 온도변수간의 정상상태 상관계수는 각 온도변수간의 상관정도에 따라 특정한 값을 가지게 된다. 그러나 고장으로 인하여 이상 데이터가 입력되면 온도변수 상호간에 규정된 값을 벗어나게 된다. 실시간 오차 보정 시스템에서는 각 온도센서로부터 일정 분량의 온도 데이터가 입력된 후 현재 데이터를 포함한 과거 n 개의 데이터를 대상으로 상관계수 값을 계산하게 되며 입력 온도 데이터는 측정시간에 따라 연속적으로 갱신된다.

온도변수간 상관계수는 정상상태에서도 확률적인 요인에 의하여 일정 범위하에서 변동된다. 따라서 상관계수의 가설검정을 통해서 상관계수의 변화에 따른 고장여부를 진단하게 된다. 상관계수의 가설검정은 상관계수의 확률밀도 함수를 정규분포로 근사화하여 정상상태와 검정대상 상태를 비교한다.

만약 정상상태의 상관계수를 r_{nor} 이라 두고 검정대상 상관계수를 r_{chk} 라 할 경우 가설검정을 위한 귀무가설은 $H_0 : r_{chk} = r_{nor}$ 로 둔다. Fisher는 검정대상 r_{chk} 를 다음의 식 (3)으로 정의되는 $z_{r_{chk}}$ 로 변환하였다.⁽¹⁰⁾

$$z_{r_{chk}} = \frac{1}{2} \ln \frac{1+r_{chk}}{1-r_{chk}} \quad (3)$$

여기서 $z_{r_{chk}}$ 은 표본의 크기가 큰 경우(대략 $n \geq 20$) 근사적으로 정규분포를 이루며 평균과 분산은 다음의 식 (4)와 같다.

$$E(z_{r_{chk}}) = \frac{1}{2} \ln \frac{1+r_{nor}}{1-r_{nor}} \quad (4)$$

$$\text{Var}(z_{r_{chk}}) = \frac{1}{n-3}$$

$H_0 : r_{chk} = r_{nor}$ 라는 귀무가설을 검정하기 위한 검정통계량은 식 (5)와 같다.

$$Z = \frac{z_{r_{chk}} - E(z_{r_{chk}})}{1/\sqrt{n-3}} \quad (5)$$

여기서 유의수준이 α 일 때 기각역은 $|Z| > Z_{\alpha/2}$ 이다. 유의수준 α 는 상관계수가 정상상태임에도 불구하고 상관계수가 변화하였다고 오진할 확률(제1종 오류)을 나타낸다.

Fig. 3에서 $Z = Z_{\alpha/2}$ 가 되기 위한 r_{chk} 의 변화 범위를 r_{nor} 대비하여 나타내었다. 즉, Fig. 3에서 표시한 범위 이상의 r_{chk} 변화가 발생하면 고장으로 인식한다. 여기서 r_{nor} 이 0.7 이상인 경우, 데이터 수 n 이 20 이상이면 데이터 수에 따른 r_{chk} 차이는 미미

하며, 유의수준 α 에 따른 차이는 α 가 클수록 고장으로 인식하게 되는 r_{chk} 의 변화량이 작음을 알 수 있다.

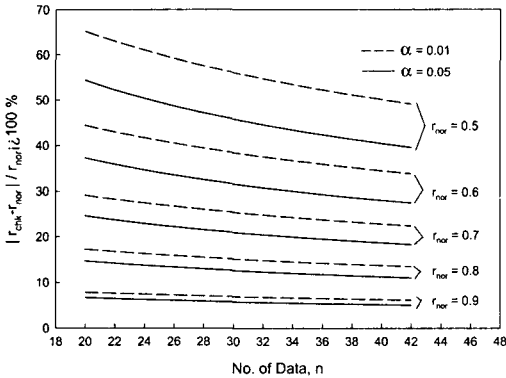


Fig. 3 Variation of r_{chk} relative to r_{nor} with significance level α and number of data n when the test statistics Z equals $Z_{\alpha/2}$.

Fig. 4는 상관계수를 이용하여 고장 위치를 인식하는 개념도이다. 만약 T_1 의 위치에 고장이 발생하여 이상 데이터가 입력되면 상관계수값 $r_{1,2}$, $r_{1,3}$, $r_{1,4}$ 가 변화한다. 따라서 식 (5)의 검정통계량의 계산 결과에 의해 고장을 인식하게 되고 고장으로 인식된 상관계수를 이루는 변수쌍의 위치를 각각 저장한 후 저장된 변수를 계수함(counting)으로써 고장의 위치를 판별하게 된다.

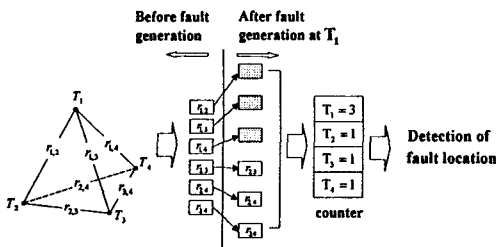


Fig. 4 Conceptual diagram of fault location detection.

2.3 고장 데이터의 복구

본 연구에 사용된 CNC 머시닝센터의 열변형 오차 모델은 선형회귀분석을 통하여 이미 최적화된 모델을 다음의 식 (6)과 같이 구하였다⁽⁹⁾.

$$\delta = -46.2 + 6.5 * \Delta T_7 + 1.3 * \Delta T_8 - 10.4 * \Delta T_2 + 6.7 * \Delta T_6 \quad (6)$$

이러한 회귀 모델에서 변수가 삭제되면 예측 정확도는 매우 떨어지게 된다. 따라서 고장의 위치를 확인하게 되면 고장 온도변수를 열변형 오차 모델에서 제외한 새로운 모델을 사용하거나 고장 온도 변수에 대체값을 입력할 필요가 있다. 그러나 새로운 열변형 오차 모델을 별도의 작업을 통하여 구하려면 효율성이나 실시간 오차 보정을 위하여 문제가 된다. 따라서 열변형 오차 모델은 기존에 설정된 상태에서 고장 온도변수에 새로운 대체값을 입력하는 것이 유리하다.

여기서 공작 기계를 구성하는 개별 구조물들의 온도변화 특성상 열변형 오차 모델의 온도변수들은 완전한 독립 관계를 가지지는 못한다. 따라서 열변형 오차 모델을 구성하는 온도변수들 사이의 관계를 다음과 같이 중선형회귀 모델로 나타낼 수 있다.

$$\begin{cases} \Delta \hat{T}_7 = g_1(\Delta T_8, \Delta T_2, \Delta T_6) \\ \Delta \hat{T}_8 = g_2(\Delta T_7, \Delta T_2, \Delta T_6) \\ \Delta \hat{T}_2 = g_3(\Delta T_7, \Delta T_8, \Delta T_6) \\ \Delta \hat{T}_6 = g_4(\Delta T_7, \Delta T_8, \Delta T_2) \end{cases} \quad (7)$$

만약 T_7 의 위치에 고장이 발생하게 되면 열변형 오차 모델은 실제 입력되는 고장 데이터가 아닌 식 (7)에 의하여 복구된 값을 사용하여 열변형 오차를 예측한다. 즉, 고장 센서 데이터가 복구된 열변형 오차 모델은 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\delta = f(\Delta \hat{T}_7, \Delta T_8, \Delta T_2, \Delta T_6) \quad (8)$$

3. 실험치와의 비교 고찰

본 논문에서는 온도변수 상호간의 상관계수에 따른 고장 진단, 고장의 위치 인식, 고장 센서 데이터의 복구에 대한 타당성을 검증하기 위하여 실제

측정된 온도데이터와 열변형 오차⁽⁹⁾를 기초로 하여 IBM-PC상에서 MATLAB을 이용한 시뮬레이션 결과와 비교하였다.

컴퓨터 시뮬레이션은 다음의 5단계 과정으로 수행하였다.

- 단계 1. 온도변수들간의 정상상태에서의 상관계수를 구한다. 정상상태 상관계수는 열변형 오차 모델 개발시의 완전한 데이터를 기준으로 한다.
- 단계 2. 열변형 오차모델을 구성하는 온도변수들중 임의의 변수에 인위적 고장을 발생시킨다.
- 단계 3. 고장상태에서 온도변수들간 상관계수를 구하고 정상상태 상관계수값과의 비교를 통해 고장을 진단하고 고장위치를 파악한다.
- 단계 4. 고장으로 검출된 온도변수를 나머지 정상상태에서의 온도변수들을 이용한 회귀모델로 대체한다.
- 단계 5. 새로운 열변형 오차 모델을 이용하여 열변형 오차를 예측한다.

본 연구에서는 인위적 고장을 T7의 위치에 발생시켰다. Table 1에서는 정상상태에서 각 온도변수간 상관계수와 고장 데이터가 포함되는 시점의 비정상상태에서의 상관계수 변화를 나타내었다. Table 1에서 보듯이 인위적 고장이 발생한 T7과 관련된 상관계수가 크게 변화하였음을 알 수 있다.

Table 1 Variation of correlation coefficients between normal and abnormal states at the beginning of fault.

Correlation coefficients	Normal state	Abnormal state
$r_{7,8}$	0.8914	0.1367
$r_{7,2}$	0.8898	0.0556
$r_{7,6}$	0.8376	0.0829
$r_{8,2}$	0.7155	0.7386
$r_{8,6}$	0.7322	0.7748
$r_{2,6}$	0.9448	0.9058

Fig. 5에서는 변수들간의 상관계수를 기초로 하여 고장을 탐지하기 위한 검정통계량 Z값의 변화를 나타낸다. 식 (5)에 의하여 검정통계량 Z값의 계산시 n=22를 사용하였으며, n=25 이후부터 T7에 인위적 고장을 발생시켰으므로 4번째 데이터 계열부터 T7과 관련된 검정통계량 Z값이 큰 폭으로 변화하여 $Z_{\alpha/2}$ 이상의 값을 나타낸다. Fig. 5에서 가로 점선은 유의수준 $\alpha = 0.05, 0.01$ 일 때의 $Z_{\alpha/2}$ 값을 각각 나타낸다. 여기서 유의수준 α 가 클수록 고장이 아닌 센서, 즉 T2, T6을 고장으로 인식할 위험성도 커짐을 알 수 있다.

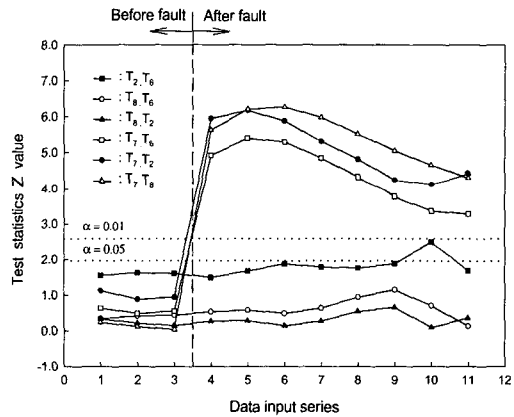


Fig. 5 Variation of test statistics Z values.

검정통계량 Z값의 변화를 기준으로 변수쌍을 저장하는 계수기에서 고장의 위치를 T7으로 파악하게 되었다. 따라서 T7으로부터 입력되는 고장데이터는 다음의 식 (9)와 같은 중선형회귀 모델을 통해 복구하게 된다.

$$\Delta \hat{T}_7 = -5.85 + 1.05 * \Delta T_8 + 2.21 * \Delta T_2 - 0.69 * \Delta T_6 \quad (9)$$

Fig. 6은 T7 센서로부터의 실제 측정값과 식 (9) 및 신경회로망에 의한 예측값과의 비교이다. 실제 공장기계의 열변형 오차 보정 시스템에서 온도 센서가 단선되면 매우 큰 값이 입력되지만 여기서는 편의상 고장 데이터로서 100을 입력하였다.

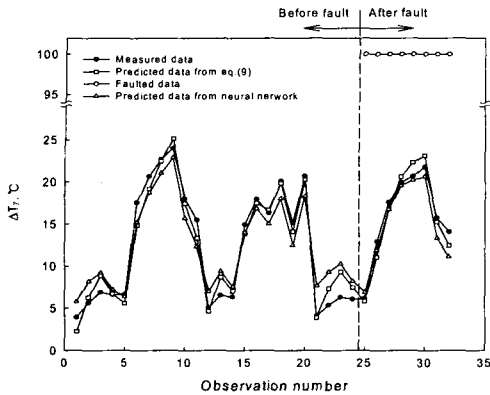


Fig. 6 Comparison between measured data and predicted values of ΔT_7

Fig. 7은 실제 측정된 열변형 오차와 오차 모델에 의한 예측값과의 비교이다. 고장 발생전에는 식 (6)의 열변형 오차 모델이 실제값을 잘 예측하지만 고장 발생이후 만일 고장 데이터가 사용될 경우 예측된 열변형 오차는 실제값과 매우 큰 차이를 보이며, 이를 기준하여 오차 보정을 하게되면 오히려 가공 오차를 치명적으로 증가시킬 수 있음을 알 수 있다. 그러나 식 (9)에 의하여 복구된 ΔT_7 을 식 (6)의 열변형 오차 모델에 적용한 예측값과 신경회로망에 의하여 복구된 ΔT_7 을 사용한 예측값은 실제 열변형 오차를 잘 예측하고 있다. 따라서 본 논문에서 제안한, 중선형회귀 모델을 이용하여 고장 데이터를 복구하는 방법이 간단하면서도 유용한 방법임을 알 수 있다.

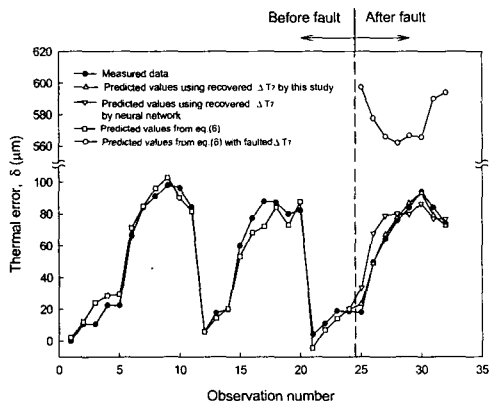


Fig. 7 Comparison between measured data and predicted values of thermal error.

4. 결론

본 논문에서는 CNC 공작기계의 열변형 오차 보정 시스템에서 온도센서의 고장 진단, 고장 위치 탐지 및 고장 센서의 데이터를 복구하기 위한 새로운 방법을 제안하였다. 먼저 온도센서로부터의 온도 데이터를 확률변수로 규정하고, 온도변수간의 상관계수 변화를 이용하여 고장을 탐지하고 고장 위치를 인식할 수 있다. 고장으로 인한 이상 데이터가 입력될 경우 열변형 오차 모델로부터의 예측값은 실제 측정된 열변형 오차와 큰 차이를 보인다. 이러한 차이는 열변형 오차 모델 개발시의 완전한 데이터를 이용하여 미리 설정해 놓은 중선형회귀 모델로써 열변형 오차 모델의 고장 온도변수를 대체함으로써 복구할 수 있다. 본 논문에서 제안한 방법은 컴퓨터 시뮬레이션 결과와 CNC 머시닝센터로부터 구한 실제 측정값과의 비교를 통하여 타당성을 검증하였으며, 실시간 오차 보정을 위하여 유용하게 사용될 수 있을 것이다.

참고문헌

1. S. Yang, J. Yuan and J. Ni, "The Improvement of Thermal Error Modeling and Compensation on Machine Tools by CMAC Neural Network," *Int. J. Mach. Tools Manufact.*, Vol. 36, No. 4, pp. 527-537, 1996.
2. S. Yang, J. Yuan and J. Ni, "Accuracy Enhancement of a Horizontal Machining Center by Real-Time Error Compensation," *Journal of Manufacturing Systems*, Vol. 15, No. 2, pp. 113-124, 1996.
3. A. M. Agogino and A. Rege, "IDES : Influence Diagram based Expert System," *Mathematical Modeling*, Vol. 8, pp. 227-233, 1987.
4. A. M. Agogino and K. Ramamurthi, "Real Time Influence Diagrams for Monitoring and Controlling Mechanical Systems," *Influence Diagrams, Belief Nets and Decision Analysis*, R. M. Oliver and J. Q. Smith(Ed.), John Wiley and Sons Ltd., pp. 199-228, 1990.
5. P. R. Drake and D. Pan, "Multiple Fault Diagnosis for a Machine Tool's Flood Coolant System Using a Neural Network," *Int. J. Mach. Tools Manufact.*,

- Vol. 36, No. 11, pp. 1247-1251, 1996.
6. J. Zhang and J. Morris, "Process Modelling and Fault Diagnosis Using Fuzzy Neural Networks," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 79, pp. 127-140, 1996.
 7. I. Giraud, P. Laurence, G. L. Gissinger and M. Fervel, "Real Time Fault Detection and Diagnosis : Application to Critical Behaviour of a Road Vehicle," *AVEC'96 International Symposium on Advanced Vehicle Control*, pp. 1268-1275, 1996.
 8. D. Neogi and C. E. Schlags, "Multivariate Statistical Analysis of an Emulsion Batch Process," *Ind. Eng. Chem. Res.*, Vol. 37, pp. 3971~3979, 1998.
 9. 황석현, 이진현, 양승한, 실시간 오차 보정을 위한 열변형 오차 모델의 최적 변수 선택, *한국정밀공학회지*, 제16권, 제3호, pp. 215-221, 1999.
 10. R. A. Fisher, "Frequency Distribution of the Values of the Correlation Coefficient in Samples from an Infinitely Large Population," *Biometrika*, Vol. 10, pp. 507-521, 1915.