

칼만 필터를 이용한 레이저 간섭계의 측정 정밀도 향상에 관한 연구

이재호*, 박대동*, 정준홍**, 박기현*
 *성균관대학교, ** 한전 KDN

A Study on the Improvement of Measurement Accuracy of Laser Interferometer using the Kalman filter

Jeaho Lee*, Teadong Park*, Joonhong Jung**, Kiheon Park*
 *SungKyunKwan University, **Korea Electric Power Data Network Co., Ltd

Abstract - A laser interferometer is the unique measurement device that can measure the range up to a few meters with sub-nano resolution and this characteristic makes it as the important sensing device for the emerging nano-mechatronics technologies. The laser interferometer, however, is very sensitive to the environments such as temperature, humidity, sound noises, vibrations and air turbulences and these factors result in a few hundred nano meter errors. There have been many efforts to reduce these environmental errors. The output of the laser interferometer is assumed to be the sum of a real displacement and a Markov process noise. The purpose of this paper is to develop Kalman filter algorithms to reduce the laser interferometer measurement errors by exploiting the information of displacements in position-servo systems.

1. 서 론

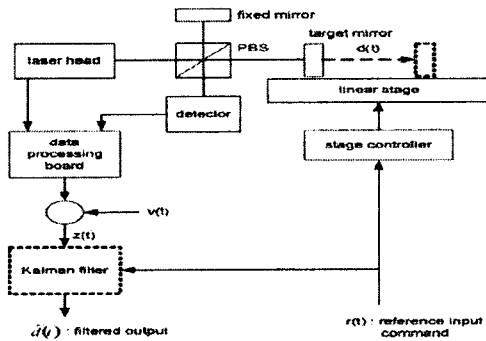
나노 기술의 발전을 꾀하기 위해서는 먼저 나노급 측정 기술 발전이 밑바탕이 되어야 한다. 현재 나노급 정밀도를 갖는 수십 미터의 변위를 계측할 수 있는 대표적인 장비로는 레이저 간섭계가 있다[1]. 그러나 레이저 간섭계의 가장 큰 단점은 온도, 습도, 공기 점동, 소음, 진동의 원인으로부터 공기 굴절율에 변화를 야기하며 이는 곧 측정 정밀도를 저해시키는 요인으로 작용하게 된다. 이런 환경 오차를 개선하고 측정 정밀도를 향상시키기 위해 지금까지 사용하고 있는 방법으로는 환경 오차에 의한 공기 굴절율을 보정하는 방법인 Edlen 공식을 이용하는 것이다. 이 방법을 적용한 결과 현재 반도체 제조 공정에서는 100nm의 정밀도로 반도체를 생산하고 있다. 레이저 간섭계의 측정 정밀도를 근본적으로 향상시키기 위한 방법으로 환경 오차를 정확하게 분석하여 보정 알고리즘을 개발하는 방법과 레이저 파장을 짧게 하는 방법이 있다.

본 논문에서는 환경오차를 측정하여 측정 오차를 모델링하고, 칼만 필터를 이용하여 측정 오차를 개선시켜 보다 정밀하고 신뢰성 있는 측정치를 얻고자 한다.

2. 본 론

2.1 레이저 간섭계의 측정 시스템 구성

그림 1은 변위 계측 센서로 단일 경로 헤테로다인 레이저 간섭계와 레이저 간섭계에서 발생하는 환경오차를 보정하기 위한 기법인 칼만 필터 알고리즘으로 구성된 나노급 측정 시스템이다.

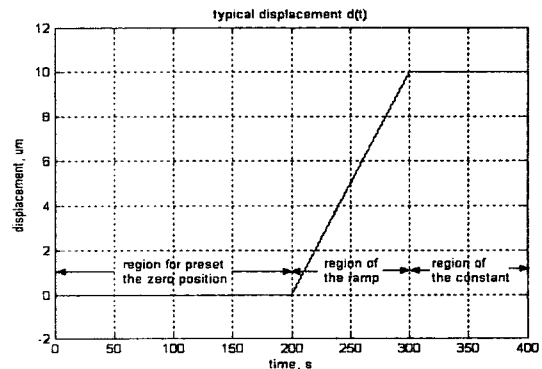


〈그림 1〉 레이저 간섭 측정 시스템의 전체 구성도

레이저 간섭계의 측정원리는 타겟의 이동에 따라 발생하는 도플러 주파수의 변화를 계측하여 데이터 신호처리 보드로부터 타겟의 이동 변위를 측정하게 된다. 계측된 변위 $z(t)$ 는 타겟의 변위 $d(t)$ 와 환경오차로부터 발생되는 측정 잡음 $v(t)$ 의 합으로 가정할 수 있다. 레이저 간섭계에서 계측된 출력은 식 (1)과 같다.

$$z(t) = d(t) + v(t) \quad (1)$$

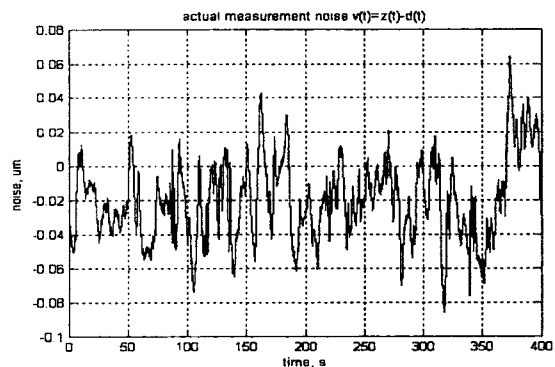
환경오차에 의한 측정 잡음은 실제 변위를 정확하게 측정하는데 어려움이 되는 요소이다. 환경오차를 제거하고 레이저 간섭계의 측정 정밀도를 향상시키기 위해서 사용한 칼만 필터 알고리즘은 측정 잡음의 정확한 모델이 필요하게 된다. 측정 잡음 모델링은 칼만 필터 설계에 사용되는 측정 잡음 파라미터를 구하기 위해 수행되는 단계이며 환경오차에 의한 측정 잡음을 분석한 결과 Markov process로 모델링할 수 있다. 칼만 필터 설계는 타겟이 정지한 상태의 정지 모드와 이동하는 상태의 이동 모드로 나누어 설계를 수행하였으며 기준 입력 신호 정보를 이용하여 타겟의 모드를 결정한다. 본 논문에서 수행한 전형적인 변위 모드는 그림 2와 같다. 여기서 기준점을 결정하기 위한 영역(정지 모드 : 0초에서 200초까지), 이동 모드 영역(200초에서 300초까지), 그리고 정지 모드 영역(300초에서 400초까지)으로 구분된다.



〈그림 2〉 전형적인 변위

2.2 측정 잡음 모델링

칼만 필터 알고리즘을 이용한 환경오차의 측정 잡음 보정은 측정 잡음의 정확한 모델링에 따라 그 성능이 좌우된다. 그림 3은 정지 모드와 이동 모드에서 계측된 측정 잡음이다. 매 계측된 측정 잡음의 특성을 분석하기 위해 자기 공분산함수를 이용하였으며, 그 결과 측정 잡음의 가장 적절한 모델은 Markov process로 가정하였다[2].



〈그림 3〉 측정 잡음

연속 Markov process의 모델 방정식은 다음과 같다.

$$\dot{v}(t) = -\beta v(t) + w_c(t) \quad (2)$$

여기서, 연속 Markov process의 분산(variance)은 $\text{var}(v(t)) = \sigma_m^2$ 이고, 백색 잡음 $w_c(t)$ 의 기대 값(mean)과 분산은 $w_c(t) \sim N(0, 2\sigma_m^2\beta)$ 이다. 연속 Markov process의 파라미터 β, σ_m^2 는 측정 잡음의 자기공분산(auto-covariance)함수로 구하며 이 파라미터가 얼마나 정확한가에 따라 필터링 성능이 좌우된다. 따라서 많은 측정 잡음을 계속하여 각각의 β 와 σ_m^2 를 구하고 최적 파라미터는 다음 식들과 같이 계속된 파라미터의 평균치로 결정한다.

$$\beta_{\min} = 0.117 < \beta < \beta_{\max} = 0.367 \quad (3)$$

$$\sigma_{\min}^2 = 0.000318 < \sigma_m^2 < \sigma_{\max}^2 = 0.000998 \quad (4)$$

칼만 필터의 일반적인 형태가 이산 시스템이기 때문에 연속 Markov process를 이산 Markov process로 변환해야 하며 다음 식들은 이산 Markov process의 변환 식과 이산 Markov process이다.

$$\beta_d = e^{-\beta\Delta\tau}, \sigma_{dm}^2 = \sigma_m^2(1 - e^{-2\beta\Delta\tau}) \quad (5)$$

$$v_m(k+1) = \beta_d v_m(k) + w_m(k) \quad (6)$$

여기서, $\Delta\tau$ 는 샘플링 시간이고 $w_m(k)$ 의 분산은 σ_{dm}^2 이다.

2.3 시스템 모델링

시스템 모델링은 정지 모드와 이동모드로 나누어 모델링을 수행한다.

2.3.1 정지 모드에 대한 시스템 모델링

타겟이 정지한 상태에 대한 이산 변위 측정 신호는 다음과 같다.

$$z(k) = d(k) + v_m(k), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

여기서, $d(k)$ 는 실제 변위, $v_m(k)$ 은 환경오차에 의한 측정 잡음을 나타낸다. 식 (7)에서 상태를 $x_s(k) = d(k)$ 으로 정의하고 프로세스 잡음 $w_p(k)$ 을 추가하여 상태 공간 모델로 표현하면 식 (8)과 같다.

$$x_s(k+1) = x_s(k) + w_p(k) \quad (8)$$

$$z(k) = x_s(k) + v_m(k)$$

식 (8)에서 프로세스 잡음과 측정 잡음은 서로 확률적 독립인 관계(백색잡음)를 가져야만 칼만 필터 알고리즘을 사용할 수 있다. 측정 잡음이 유색잡음이기 때문에 측정 잡음을 하나의 상태로 정의하여 식 (8)에 추가하여 칼만 필터의 일반화 형식에 맞게 모델링한 식은 다음과 같다.

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} x_s(k+1) \\ v_m(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \beta_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_s(k) \\ v_m(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_p(k) \\ w_m(k) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$z(k) = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_s(k) \\ v_m(k) \end{bmatrix}$$

2.3.2 이동 모드에 대한 시스템 모델링

이동 모드에 대한 시스템 모델링은 일정한 기울기를 가지는 1차함수로 표현할 수 있다. 1차 함수에 대한 기울기 $s(k)$ 와 변위 $d(k)$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$x_1(k) = s(k) = (d(k+1) - d(k)) / \Delta\tau \quad (10)$$

$$x_2(k) = d(k)$$

식 (10)을 칼만 필터의 일반화 형식에 맞게 모델링을 수행하면 식 (11)과 같다.

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ v_m(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \Delta\tau & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \beta_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ v_m(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_1(k) \\ w_2(k) \\ w_p(k) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$z(k) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ v_m(k) \end{bmatrix}$$

2.4 이산 칼만 필터 알고리즘

이산 칼만 필터는 다음과 같이 설계된다[3].

$$\hat{x}(k+1) = \hat{x}^-(k+1) + K(k)(z(k) - H\hat{x}^-(k)) \quad (12)$$

여기서, $\hat{x}^-(k)$ 와 $\hat{x}(k)$ 은 각각 k 번째에서 $x(k)$ 의 priori estimate와 updated estimate를 나타낸다. 그리고 칼만 이득은 다음 식과 같다.

$$K(k) = P^-(k)H^T(HP^-(k)H^T)^{-1} \quad (13)$$

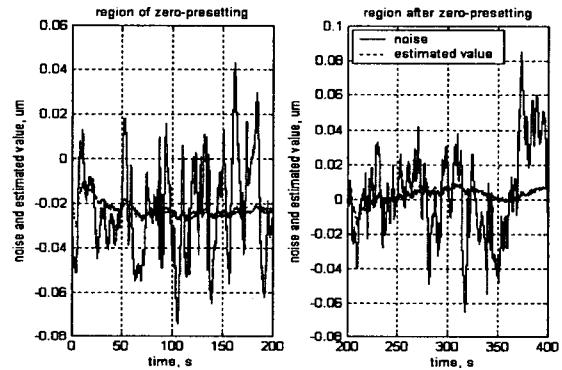
여기서, $P^-(k+1) = \Phi P(k)\Phi^T(k) + Q$ 와 $P(k) = (I - K(k)H)P^-(k)$ 는 각각 $x(k) - \hat{x}^-(k)$ 와 $x(k) - \hat{x}(k)$ 의 error covariance matrices이다. 그리고 updated estimate를 이용하여 priori estimate를 구하기 위한 식은 다음과 같다.

$$\hat{x}^-(k+1) = \Phi\hat{x}(k) \quad (14)$$

이산 칼만 필터 알고리즘을 이용하여 초기 위치 보정, 이동 모드, 그리고 정지 모드에 대한 칼만 필터를 수행한다.

2.5 칼만 필터를 이용한 측정 잡음 제거 실험 결과

그림 4는 칼만 필터 알고리즘을 이용한 초기 위치 보정 및 측정 잡음 제거에 대한 실험 결과이다. 그림 4에서와 같이 $0 \leq t \leq 200$ 초 구간은 변위 측정에 앞서 기준 점('0 μ m')를 결정하기 위한 초기 위치 설정 구간이다. 초기 위치 보정 구간을 둔 이유는 임의의 시점에서 기준점을 설정하게 되면 항상 offset이 존재하기 마련이다. 따라서 이 offset을 제거하기 위한 목적으로 초기 위치 보정 구간을 설정하였다. $200 \leq t \leq 400$ 초 구간은 환경 오차로부터 계속된 측정 잡음을 제거하는 구간으로서 $200 \leq t \leq 300$ 초 구간은 이동 모드에 대한 측정 잡음 제거와 $300 \leq t \leq 400$ 초 구간은 정지 모드에 대한 측정 잡음 제거로서 칼만 필터의 추정 성능을 나타내는 그래프이다. 점선으로 표시된 신호는 실제 계속된 측정 오차를 나타내며 실선으로 표시된 신호는 각 구간에 대한 칼만 필터의 추정 오차를 나타낸다. 실험 결과로부터 칼만 필터를 적용한 추정 오차가 실제 오차에 비해 대폭적으로 감소했음을 알 수 있다.



〈그림 4〉 초기 위치보정, 이동, 그리고 정지 모드에 대한 실험 결과

3. 결 론

현재 측정 잡음 보정 기법은 환경을 안정화시키기 위한 시스템과 Edlen 공식을 이용한 측정 오차 보정 시스템을 이용하고 있으며 환경오차를 줄이는 방법으로 더 이상 측정 정밀도를 향상시키기에는 어려운 실정이다. 본 논문에서 제시한 기법은 기존의 측정 정밀도를 향상시키기 위한 방법으로 정확한 측정 잡음 모델과 칼만 필터 알고리즘을 이용하여 향상된 측정 정밀도를 얻을 수 있다.

[참 고 문 헌]

- [1] Bobroff, N., "Recent advantages in displacement measuring interferometry", Meas. Sci. Technol., 1993, 4, pp. 907-926
- [2] Arthur Gelb, "Applied Optimal Estimation", THE M.I.T. PRESS. 1974
- [3] Robert Grover Brown and Patrick Y.C. Hwang, "Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering", WILEY. 1997.

본 연구는 과학 기술부 특정 기초 연구 (과제번호: R01-2004-000-1 0338-0) 지원으로 수행되었음