

# 정지 타겟에 대한 레이저 간섭계의 측정 정밀도 향상에 관한 연구

## A Study on the Improvement of Measurement Accuracy of Laser Interferometers for a Stopped Target

이 재 호\*, 김 승 현\*\*, 정 준 홍\*\*\*, 박 기 현\*\*\*\*  
(Jeaho Lee, Seunghyun Kim, Joonhong Jung, Kiheon Park)

**Abstract** - An interferometer is the unique measurement device that can measure the range up to a few meters with sub-nano accuracy and this characteristic makes it as the important sensing device for the emerging nano-mechatronics technologies. The 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. These efforts are mainly focused in reducing the errors inside the interferometer and improving the environments physically. The purpose of this paper is to improve accuracy of the interferometer by using measurement noise models and the Kalman filter algorithm.

**Key Words** Interferometer, Markov process, double Kalman filter

### 1. 서 론

나노 기술에 대한 연구 개발은 2000년대 이후부터 꾸준히 발전하고 있으며, 전기전자 분야, 생명공학, 초정밀기계분야 등 초정밀 측정 기술 및 가공 기술에 널리 응용되고 있을 뿐만 아니라 몇몇 분야에서는 실용화되고 있다. 이 기술은 나노급 측정 기술과 나노급 이송장치 개발에 의해 이루어질 수 있는 기술이며 현재 수 십 나노급 정밀도를 갖는 측정 기술과 이송장치가 개발된 상태이고 반도체 제조공정, 초정밀 절삭기, 나노급 계측 시스템 등 여러 산업 분야에서 널리 사용되고 있다. 대표적으로 나노급 측정 기술은 크게 비 접촉식 센서의 일종인 레이저 간섭계와 접촉식 센서인 정전 용량 센서로 나눌 수 있다. 레이저 간섭계는 수 nm에서 수백 m까지 대 변위에 대한 측정이 가능한 반면에 외부 환경 및 장치 간의 비 정렬 등 여러 가지 오차 원인으로 인하여 본래 레이저 간섭계가 갖는 분해능에 정밀도가 훨씬 못 미치는 실정이다. 특히 레이저 간섭계는 온도, 습도, 그리고 압력의 변화에 의한 환경 오차가 레이저 간섭계의 공기 굴절률을 변화시키는 주된 측정 오차를 갖게 되는 큰 단점을 가지고 있다. 지금까지는 환경오차에 의한 공기 굴절률의 변화를 보정하기 위한 방법으로 온도, 습도, 그리고 압력의 변화를 센서를 통해 계

측하여 Edlen 공식을 이용한 공기 굴절률의 보정을 수행하는 방법을 사용하고 있다. 그러나 이 방법은 환경 변화에 의한 굴절률의 변화를 look-up 테이블 형식으로 구성하여 보정 수치를 적용하는 방식이므로 정확한 오차 보정을 위해 많은 노력이 필요하다.

본 논문에서는 정지된 상태의 타겟에 대한 측정 오차를 모델링하고 이중 칼만 필터(double Kalman filter)를 이용하여 측정 오차를 제거하며 기존 방법을 개선하여 보다 신뢰성 있는 측정치를 얻고자 한다.

### 2. 본 론

#### 2.1 레이저 간섭계의 측정 시스템 구성

그림 1은 단일 경로 헤테로다인 레이저 간섭계(single path heterodyne laser interferometer)의 구성, 레이저 간섭계의 측정 신호를 계측하기 위한 측정 시스템, 그리고 환경오차를 포함한 계측신호의 측정 잡음을 제거하기 위한 이중 칼만 필터로 구성된다. 단일 경로 헤테로다인 레이저 간섭계와 측정 시스템은 기존에 사용하는 시스템과 그 구성이 동일하며 기존 방법대로 환경을 안정화 시킨 상태에서 환경오차에 의한 측정 잡음을 모델링하고 그에 대한 이중 칼만 필터 알고리즘을 이용하여 측정 잡음을 효과적으로 줄이는 개선된 방법이다. 이중 칼만 필터 알고리즘에서 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. 이중 칼만 필터 알고리즘은 초기 위치 보정을 위한 칼만 필터와 그 후 측정 잡음을

#### 저자 소개

- \* 이재호: 成均館大學 電子電氣工學科 博士課程
- \*\* 김승현: 成均館大學 電子電氣工學科 碩士課程
- \*\*\* 정준홍: 成均館大學 電子電氣工學科 博士
- \*\*\*\* 박기현: 成均館大學 電子電氣工學科 助教授 · 工博

제거하기 위한 칼만 필터로 구성된다. 정지 상태의 타겟에 대한 계측자의 측정 신호의 기준위치 설정과 실제 측정 잡음의 기준위치가 일치하지 않기 때문에 항상 오프셋 오차(offset error)가 존재한다. 이를 해결하기 위한 기법으로 초기 위치 보정을 위한 칼만 필터를 사용한다. 그 후 측정 잡음 제거용 칼만 필터를 이용하여 측정치의 정밀도를 향상시킨다.

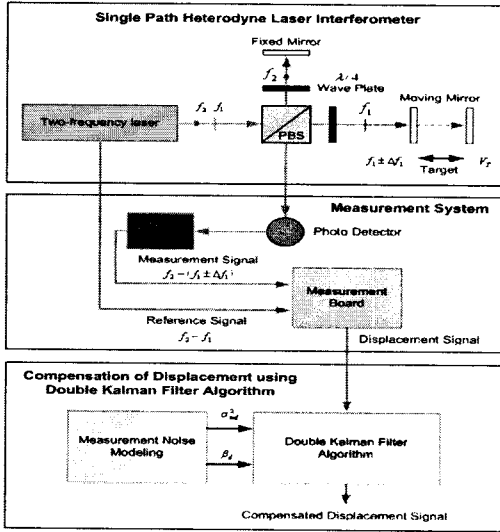


그림 1 이중 칼만 필터를 이용한 레이저 간섭계의 측정 오차 보정 시스템의 전체 구성도

## 2.2 칼만 필터 설계를 위한 측정 잡음 모델링

이중 칼만 필터 알고리즘의 변위 추정 성능은 측정 잡음에 대한 모델이 얼마나 정확하게 설계 되었느냐에 따라 결정된다. 따라서 정확한 측정 잡음을 모델링하기 위해 타겟이 정지된 상태에서 측정보드로부터 변위를 계측하여 정확한 환경 오차에 의한 측정 잡음을 계측할 수가 있다. 그림 2는 정지 타겟에서 계측된 측정 잡음이다. 측정 잡음의 분석 결과 Markov process로 가정하여 측정 잡음을 모델링한다.[1]

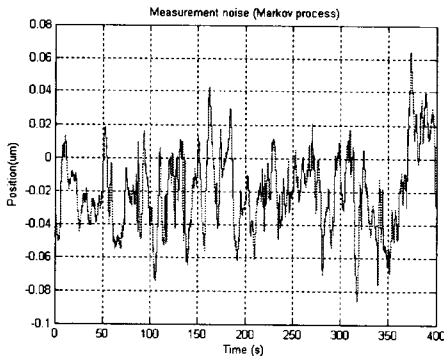


그림 2 정지 타겟에 대한 측정 잡음

연속 Markov process의 모델 방정식은 다음과 같다.

$$\dot{v}(t) = -\beta v(t) + w_c(t) \quad (1)$$

여기서, 연속 Markov process의 분산(variance)은  $\text{var}(v(t)) = \sigma_m^2$ 이고, 백색잡음  $w_c(t)$ 의 기댓값(mean)과 분산은  $w_c(t) \sim \mathcal{N}(0, 2\sigma_m^2\beta)$ 이다.

연속 Markov process의 파라미터  $\beta, \sigma_m^2$ 는 측정 잡음의 자기공분산(auto-covariance)함수로 구하며 이 파라미터가 얼마나 정확한가에 따라 필터링 성능이 좌우된다. 따라서 많은 측정 잡음을 계측하여 각각의  $\beta$ 와  $\sigma_m^2$ 을 구하고 최적 파라미터는 다음 식들과 같이 계측된 파라미터의 평균치로 결정한다.

$$\beta_{\min} = 0.117 < \beta < \beta_{\max} = 0.367 \quad (2)$$

$$\sigma_{\min}^2 = 0.000318 < \sigma_m^2 < \sigma_{\max}^2 = 0.000998 \quad (3)$$

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.

$$\beta_d = e^{-\beta \Delta T}, \sigma_{dm}^2 = \sigma_m^2 (1 - e^{-2\beta \Delta T}) \quad (4)$$

$$v_m(k+1) = \beta_d v_m(k) + w_m(k) \quad (5)$$

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

## 2.3 칼만 필터 설계를 위한 정지 타겟 시스템 모델링

정지 타겟에 대한 측정 시스템 모델은 칼만 필터 알고리즘에 적용되기 위한 형식으로 모델링 된다. 정지 타겟에서 계측된 이산 측정 신호는 다음과 같다.

$$z(k) = d(k) + v_m(k), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

여기서,  $d(k)$ 는 실제 변위를 나타내고  $v_m(k)$ 는 환경오차에 의한 순수 측정 잡음이다.

식(6)을 상태공간 모델로 고치면 다음과 같고, 상태(state)는  $x_s(k) = d(k)$ 으로 정의한다.

$$x_s(k+1) = x_s(k) + w_p(k) \quad (7)$$

$$z(k) = x_s(k) + v_m(k) \quad (8)$$

여기서, 식(7)은 시스템 모델, 식(8)은 측정 모델,  $w_p(k)$ 는 프로세스 잡음,  $v_m(k)$ 은 유색잡음(colored noise)형태인 측정 잡음을 나타낸다.

각 잡음에 대한 자기-상관관계(auto-correlation)와 상호-상관관계(cross-correlation)는 다음과 같다.

$$E[w_p(i)w_p^T(j)] = \begin{cases} Q_p, & i=j \\ 0, & i \neq j \end{cases} \quad (9)$$

$$E[w_p(i)v_m^T(j)] = C, \text{ for all } i, j \quad (10)$$

칼만 필터의 일반적인 형식에 따른 조건은 프로세스 잡음과 측정 잡음이 모두 백색 잡음이어야 한다. 따라서 식(7)과 (8)의 모델은 칼만 필터의 일반화 형식 조건에 만족하지 못한다. 여기서 측정 잡음은 유색 잡음이며 어떤 동적 특성을 가지고 있다. 칼만 필터의 일반화 형식에 맞게 설정하기 위해서 시스템 모델에 측정 잡음의 상태를 추가하여 시스템 모델과 측정 모델의 잡음 특성을 모두 백색 잡음으로 변환시켜준다.

새로 정의된 상태와 잡음은 다음과 같다.

$$x(k) = \begin{bmatrix} x_s(k) \\ v_m(k) \end{bmatrix}, w(k) = \begin{bmatrix} w_p(k) \\ w_m(k) \end{bmatrix} \quad (11)$$

새로 정의된 시스템 모델과 측정 모델은 다음과 같다.

$$x(k+1) = \begin{bmatrix} x_s(k+1) \\ v_m(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \beta_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_s(k) \\ v_m(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_p(k) \\ w_m(k) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$z(k) = [1 \ 1] \begin{bmatrix} x_s(k) \\ v_m(k) \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서,  $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \beta_d \end{bmatrix}$ ,  $H = [1 \ 1]$ ,  $Q = \begin{bmatrix} \text{var}(w_p(k)) & 0 \\ 0 & \text{var}(w_m(k)) \end{bmatrix}$ ,  $w_p(k)$ 와  $w_m(k)$ 은 백색 잡음이다.

## 2.4 이산 칼만 필터 알고리즘

이산 칼만 필터는 다음과 같이 설계된다.[2]

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

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.

$$K(k) = P^-(k)H^T(HP^-(k)H^T)^{-1} \quad (15)$$

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.

$$\hat{x}^-(k+1) = \Phi \hat{x}(k) \quad (16)$$

2.4절에서 소개한 이산 칼만 필터 알고리즘을 이용하여 초기 위치 보정용 칼만 필터와 측정 잡음 제거용 칼만 필터를 수행한다.

## 2.4 이중 칼만 필터 실험 결과

그림 3은 이중 칼만 필터를 이용한 단일 경로 헤테로다인 레이저 간섭계의 측정 잡음 제거에 대한 실험결과이다. 0초에서 200초 동안에는 초기 위치 보정을 위한 칼만 필터링 결과이고 200초에서 400초까지는 정지 타겟에 대한 측정 잡음을 제거한 칼만 필터의 추정 결과를 보여준다. 점선으로 표시된 신호는 실제 계측된 측정 오차를 나타내며 실선으로 표시된 신호는 각 구간에 대한 칼만 필터의 추정 오차(estimation error)를 나타낸다. 실험 결과로부터 칼만 필터를 적용한 추정 오차가 실제 오차에 비해 많이 감소했음을 알 수 있다.

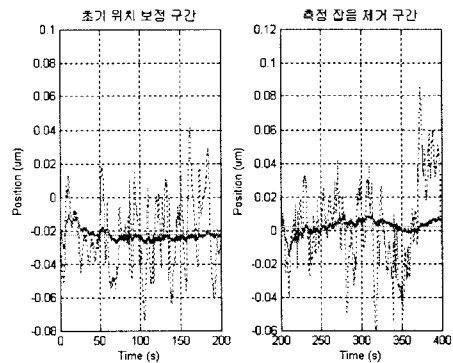


그림 3 칼만 필터를 이용한 초기 보정구간 및 측정 잡음 제거 실험 결과

## 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 이중 칼만 필터 알고리즘을 이용하여 향상된 측정 정밀도를 얻을 수 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] Arthur Gelb, "Applied Optimal Estimation", THE M.I.T. PRESS. 1974
- [2] 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: R01-2004-000-10338-0) 지원으로 수행되었음