

# 예측오차 직접 백색화에 의한 ARMA 모델 식별 기법 및 자이로 불규칙오차 추정에의 적용

論 文
54D-7-1

## An ARMA Model Identification Method By Direct Whitening Of Prediction Error and Its Application to Estimation of Gyroscope Random Error

成 相 萬\* · 李 達 鎬†  
(Sang Man Seong · Dal Ho Lee)

**Abstract** - In this paper, we proposed a new ARMA model identification which estimate the parameters to make the current prediction error uncorrelated with the past one. As good properties of the proposed method, we show the uniqueness, consistency of the estimate and asymptotic normality of the estimation error. Via simulation results, we show that the proposed method give good estimates for various systems which have different power spectrum. Moreover, the estimation of gyroscope random errors shows that the proposed method is applicable to the real data.

**Key Words** : Direct Whitening, ARMA Model, Identification, Correlation Approach, Gyroscope

### 1. 장 도 입

IV(Instrumental Variable) 방법, PLR(Pseudo Linear Regression) 방법등 상관법(correlation approach)에 기반한 ARMA(Auto Regressive Moving Average) 모델 계수 식별 기법은 지난 수십년간 활발히 연구되어 왔다. IV 방법은 AR 부분 계수를 식별하는 기법으로 참고문헌 [1]에서 많은 변형들과 일치성(consistency), 정확성(accuracy) 등이 연구되었다. 식별 성능을 향상시키기 위하여 Friedlander 등은 과결정(over-determined) 재귀(recursive) IV방법을 제안하였다 [2][3]. 보다 최근에는 페루프 시스템에 대한 식별 방법이 제안되었다[4]. PLR 방법은 AR 및 MA를 모두 식별하는 기법으로 근사적 정규성(asymptotic normality)을 포함한 정확성에 대하여 참고문헌 [5]에서 다루었다. 기본적인 PLR 방법과 수정된 방법에 대하여 국소 수렴성 해석에 대한 연구도 진행되었다[6]. 이러한 연구들에도 불구하고 IV 방법과 PLR 방법은 그 한계가 있다. IV 방법은 AR 모델을 식별하는 방법이므로 MA 부분이 존재한다면 그것이 계수 식별 오차를 발생하게 된다. PLR 방법은 AR 및 MA가 함께 존재하더라도 적용할 수 있으나 국소 수렴성만 보장 된다는 단점이 있다.

본 논문에서는 IV 및 PLR의 한계를 극복하기 위하여 상관법에 기반한 새로운 변형을 제안한다. 제안된 방법의 주된 의도는 현재의 예측오차(prediction error)와 과거의 예측오차를 비연관 시키도록 계수를 추정하는 것이다. 제안된 방법은 AR 및 MA를 모두 추정 가능하다. 해를 구하기 위해서는 최

소자승법을 이용하는 PLR 방법과는 다르게 비선형 대수방정식을 풀어야 하는데 이를 위해서 New-Rapson 방법을 사용한다. 해를 구하는 방법의 복잡성에 대한 이득으로서 제안된 방법은 추정값의 유일성(uniqueness), 일치성 그리고 근사 정규 분포성(asymptotic normality)의 좋은 성질이 있음을 보인다. 유일성 및 일치성에 의하여 제안된 방법에 의한 추정값은 추정에 사용되는 샘플 갯수가 증가할수록 참값에 수렴하게 된다. 시뮬레이션 결과를 통하여 다양한 시스템에 대하여 PLR방법에 대한 제안된 방법의 장점을 보이고 아울러 관성항법 시스템의 주센서인 자이로에 대한 불규칙 오차 추정을 수행하여 실제 데이터에 대한 적용 가능성을 알아본다.

논문의 구성순서는 다음과 같다. 본론의 도입에서 ARMA 모델과 상관법에 대해 설명한다. 2.2절에서 상관법에 기반한 새로운 ARMA 모델 식별기법과 해를 구하는 방법을 제안하고, 2.3절에서 제안된 기법의 성질들을 알아본다. 2.4에서 시뮬레이션 및 실제 데이터 적용을 통하여 성능을 검증한다. 끝으로 결론에서 제안된 방법의 장점들을 요약한다.

### 2. 장 예측오차 백색화에 의한 새로운 ARMA 모델 식별 기법

#### 2.1 상관법

본 절에서는 ARMA 모델에 대한 간단한 설명과 상관법에 대해 알아본다. 먼저 AR  $p$  차, MA  $q$  차(이하 ARMA( $p, q$ )) 모델은 다음과 같이 정의된다.

$$y_t + a_1 y_{t-1} + \dots + a_p y_{t-p} = e_t + c_1 e_{t-1} + \dots + c_q e_{t-q}$$

여기에서  $a_i$ 와  $c_i$ 는 모델의 계수이고  $y_t$ 는 측정치, 그리고  $e_t$ 는 평균이 0이고 분산이  $\sigma^2$ 인 백색 가우시안 잡음이 다. 계수 실제 값 벡터  $\theta^*$ 를 다음과 같이 정의하자.

† 교신저자, 正會員: 경원대학교 전자공학과 부교수 · 工博

E-mail : dhlee@kyungwon.ac.kr

\* 正會員 : 한국기술교육대학교 메카트로닉스공학부  
전임장사 · 工博

接受日字 : 2005年 3月 29日

最終完了 : 2005年 6月 15日

$$\theta^* := [a_1 \ \dots \ a_p]^T \text{ 또는}$$

$$\theta^* := [a_1 \ \dots \ a_p \ c_1 \ \dots \ c_q]^T$$

전자는 AR 부분을 추정하는 경우, 후자는 AR 및 MA 부분을 모두 추정하는 경우에 해당한다.  $\theta^*$ 의 추정치를  $\hat{\theta}$ , 일반적인 계수 벡터는  $\theta$  기호를 사용한다. 모델식을 Z 영역에서 다시 쓰면 다음과 같다.

$$A^*(z^{-1})y = C^*(z^{-1})e$$

여기에서  $A^*(z^{-1})$ 와  $C^*(z^{-1})$ 의 정의는 다음과 같다.

$$A^*(z^{-1}) := 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_p z^{-p}$$

$$C^*(z^{-1}) := 1 + c_1 z^{-1} + \dots + c_q z^{-q}$$

$A^*(z^{-1})$ 와  $C^*(z^{-1})$ 의 영점(zero)은 단위원 내에 존재하며 공통근은 존재하지 않는다고 가정한다. 한편 예측 오차는 다음과 같이 주어진다.

$$\varepsilon_t = y_t - \hat{y}_{t|t-1, \theta}$$

여기에서  $\hat{y}_{t|t-1, \theta}$ 은 시간  $t-1$ 까지의 출력과 계수 벡터  $\theta$ 가 주어졌을 때 시간  $t$ 에서의 출력, 즉  $y_t$ 의 예측 값을 의미한다.  $\varepsilon_t$ 는  $\theta$ 의 함수이므로 본 논문에서는  $\varepsilon(t, \theta)$  기호도 함께 사용할 것이다.

상관법은 예측 오차가 과거의 출력 그리고 ARMAX 모델에서는 입력과도 비연관 되도록 계수를 추정하는 방법이므로 계수 추정치는 다음과 같이 주어진다[7].

$$\hat{\theta} = \left[ \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \theta) \alpha(\varepsilon(t, \theta)) = 0 \right] \text{의 해}$$

여기에서  $N$ 은 측정치 개수,  $\zeta(t, \theta)$ 는 과거 출력 및 입력으로 구성되는 함수, 그리고  $\alpha(\varepsilon(t, \theta))$ 는 필터링된 예측 오차이다.

IV 방법은 ARMA 모델에서는 AR부분을 추정하므로  $\theta^*$ 는 다음과 같다.

$$\theta^* := [a_1 \ \dots \ a_p]^T$$

기본적인 IV 방법에서  $\zeta(t, \theta)$ 과  $\alpha(\varepsilon(t, \theta))$ 는 다음과 같다.

$$\zeta(t, \theta) = [y_{t-1} \ \dots \ y_{t-p}]^T$$

$$\alpha(\varepsilon(t, \theta)) = \varepsilon(t, \theta)$$

해를 구하는 방법으로 최소자승법이 사용된다. 그러면 추정치는 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{\theta} = \left[ \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \theta) \zeta^T(t, \theta) \right]^{-1} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \theta) y_t$$

PLR 방법은 ARMA 모델에서는 AR 뿐만 아니라 MA 부분도 추정하므로  $\theta^*$ 는 다음과 같다.

$$\theta^* := [a_1 \ \dots \ a_p \ c_1 \ \dots \ c_q]^T$$

기본적인 PLR 방법에서는  $\zeta(t, \theta)$ 는 다음과 같다.

$$\zeta(t, \theta) = [y_{t-1} \ \dots \ y_{t-p} \ \varepsilon_{t-1} \ \dots \ \varepsilon_{t-q}]^T$$

그리고 기본적인 IV 방법에서와 마찬가지로  $\alpha(\varepsilon(t, \theta)) = \varepsilon(t, \theta)$ 이다. 또한 최소자승법을 사용한 추정치도 IV 방법과 동일한 형태를 갖는다.

$$\hat{\theta} = \left[ \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \theta) \zeta^T(t, \theta) \right]^{-1} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \theta) y_t$$

이를 시행을 수행하는 형태(iterative form)로 변형하면 다음과 같다.

$$\hat{\theta}^{(k+1)} = \hat{\theta}^{(k)} + \left[ \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \hat{\theta}^k) \zeta^T(t, \hat{\theta}^k) \right]^{-1} \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \zeta(t, \hat{\theta}^k) \varepsilon(t, \hat{\theta}^k)$$

## 2.2 예측오차 백색화에 의한 식별기법

본 절에서는 제안된 상관법의 새로운 변형을 설명한다. 제안되는 방법은 현 시간의 예측 오차와 과거 시간의 예측 오차가 비연관 되도록 계수를 추정한다는 것이 주된 의도이다. 예측 오차가 백색 잡음의 성질을 가지게 되면, 뒤에서 설명하겠지만, 계수 추정 값은 실제 값과 같아진다.

이와 같은 의도로부터 상관자(correlator)  $\zeta(t, \theta)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$\zeta(t, \theta) = [\varepsilon_{t-1} \ \dots \ \varepsilon_{t-p} \ \varepsilon_{t-p-1} \ \dots \ \varepsilon_{t-p-q}]^T$$

그리고 표준 PLR과 같이  $\alpha(\varepsilon(t, \theta)) = \varepsilon(t, \theta)$ 이다. 그러면 추정 값은 다음과 같다.

$$\hat{\theta} = \text{the solution to the equation } [R_N(k) = 0, k = 1, \dots, p+q] \quad (1)$$

여기에서  $R_N(k)$ 는 다음과 같이 정의 된다.

$$R_N(k) := \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_t \varepsilon_{t-k}$$

$R_N(k)$ 는 정의로부터 알 수 있듯이 예측 오차의 자기 상관 함수와 동일하다.

식 (1)과 같이 계수를 추정하기 위해서는  $R_N(k) = 0$ 이  $\theta$ 에 대한 비선형 대수 방정식이므로 IV 및 표준 PLR에서 사용되는 최소 자승법 대신 Newton-Rapson 방법[8]을 사용한다. 그러면 추정치는 다음과 같이 구해진다.

$$\hat{\theta}^{i+1} = \hat{\theta}^i - \left[ \frac{dR_N}{d\theta} \right]^{-1} R_N$$

여기에서  $\hat{\theta}^i$ 는  $i$  번째 시행(iteration)의 계수 추정치이고  $R_N$ 은 다음과 같은  $R_N(k)$ 들로 이루어진 벡터이다.

$$R_N := [R_N(1) \ \dots \ R_N(p+q)]^T$$

추정된  $\hat{A}(z)$ ,  $\hat{C}(z)$ 의 영점은 단위원 밖에 해를 가질 수 있으므로 이를 단위원 내로 유지하는 방법은 계수의 증가분을 감소시키는 참고 문헌 [9]의 방법을 사용한다.

**2.3 제안된 기법의 성질**

이제 제안된 기법의 성질에 대해 알아보자. 오차 계수 식별 기법이 가져야 할 중요한 성질로서 추정 값의 유일성, 일치성, 근사적 가우시안을 들 수 있다. 앞으로의 논의를 위하여  $D_M$ 은  $R^{p+q}$ 의 조밀한 부분집합(compact subset)이라 정의한다. 또한  $R_N(k)$ 의 수렴 값으로서  $\bar{R}(k)$ 를 다음과 같이 정의하자.

$$\bar{R}(k) := \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E \varepsilon_i \varepsilon_{i-k}$$

추정 값의 유일성, 일치성, 근사적 가우시안 성질을 보이기 위해서는 먼저  $R_N(k)$ 이  $\bar{R}(k)$ 로 수렴함을 보여야 한다.

**정리 1.** 실제 모델에 대한 조건이 만족되고 추정된 모델의 영점이 단위 원 내부로 투영되었다고 가정하자. 그러면  $R_N(k)$ 은  $\bar{R}(k)$ 로 다음과 같이 수렴한다.

$$\sup_{\theta \in D_M} |R_N(k) - \bar{R}(k)| \rightarrow 0, \text{ w. p. 1}, \quad (2)$$

$N \rightarrow \infty$ 일때, 단,  $k=1, \dots, p+q$

증명)  $\varepsilon_i$ 는 가정에 의하여 백색 가우시안 잡음이므로 평균이 0이고 한정된 4차 모멘트를 가지는 i.i.d(identically independently distributed) 랜덤 변수이다. 또한 모델 구조  $C(z)/A(z)$ 는 일정하게 안정하다. 더우기  $\hat{A}(z)/\hat{C}(z)$ 는 투영에 의하여 일정하게 안정한 필터이다. 그러므로 참고 문헌 [7]의 보조 정리 8.4에 의하여 정리의 식 (2)가 성립한다. ■

유일성에 대한 유도는  $\bar{R}(k)$ 의 계산할 때 residue 적분 형태를 이용한다. 먼저 예측 오차를 다음과 같이  $Z$  영역에서 표현한다.

$$\varepsilon_i = \frac{\hat{A}(z)C(z)}{\hat{C}(z)A(z)}$$

그러면  $\bar{R}(k)$  다음과 같다.

$$\bar{R}(k) = \frac{\sigma^2}{2\pi i} \oint \frac{\hat{A}(z)C(z)\hat{A}(z^{-1})C(z^{-1})}{\hat{C}(z)A(z)\hat{C}(z^{-1})A(z^{-1})} z^k \frac{dz}{z}$$

추정 해의 유일성은 정리 2로 요약된다.

**정리 2.**  $\hat{A}(z)$ ,  $\hat{C}(z)$ 가  $k=1, \dots, p+q$ 에 대하여  $\bar{R}(k)=0$ 가 만족되도록 계수가 추정되었다고 가정하자. 그러면 다음이 성립한다.

$$\hat{A}(z) = A(z) \text{ 그리고 } \hat{C}(z) = C(z)$$

증명) 참고 문헌 [10]의 보조 정리 1로부터  $\hat{A}(z)C(z)\hat{A}(z^{-1})C(z^{-1})/\hat{C}(z)A(z)\hat{C}(z^{-1})A(z^{-1})$ 은 단위 원 내에서 해석 가능(analytic)하다. 그런데 가정 및 추정된 모델의 투영에 의하여  $A(z)$ ,  $C(z)$ ,  $\hat{A}(z)$  그리고  $\hat{C}(z)$ 는 영점이 모두 단위원 내부에 존재한다. 더우기 가정에 의하여

$A(z)$ 와  $C(z)$ 는 공통 항이 존재하지 않는다. 이로부터  $\hat{A}(z) = A(z)$  그리고  $\hat{C}(z) = C(z)$  임은 자명하다. ■

정리 2는 예측 오차가 식 (1)을 만족하면, 즉 백색 잡음 성질을 가지면 추정된 모델이 실제 모델과 일치한다는 의미로도 해석할 수 있다.  $R_N(k)$ 의 수렴성 및 추정치의 유일성으로부터 다음과 같이 일치성을 얻는다.

**정리 3.**  $\hat{A}(z)$ ,  $\hat{C}(z)$ 가 식 (1)을 만족하도록 추정되었다고 가정하자. 그러면 추정 값은 다음과 같이 수렴한다.

$$\hat{\theta} \rightarrow \theta^*, \text{ w. p. 1}, \quad N \rightarrow \infty \text{일때} \quad (3)$$

증명) 정리 1과  $D_M$ 의 조밀성에 의하여 다음이 성립한다.

$$\hat{\theta} \rightarrow D_T, \text{ w. p. 1}, \quad N \rightarrow \infty \text{일때}$$

여기에서  $D_T$ 는 다음을 만족하는 집합이다.

$$D_T = \{\theta \mid \theta \in D_M, \bar{R}(k) = 0, k=1, \dots, p+q\}$$

그러면 추정 값의 유일성으로부터  $D_T$ 의 원소는 오직  $\theta^*$ 이므로 식 (3)이 성립한다. ■

이제 근사적 가우시안 성질을 알아본다. 근사적 가우시안 성질은 추정에 사용된 샘플의 개수가 증가할수록 추정 오차가 얼마나 빨리 감소하는지를 나타낸다. 정리 4에서 이를 보였는데 사용된  $\bar{R}$ 는  $\bar{R}(k)$  들로 이루어진 벡터로 다음과 같다.

**정리 4.** 예측오차의 자기상관함수 벡터와 관련하여  $\bar{R} := [\bar{R}(1) \dots \bar{R}(p+q)]^T$  그리고

$$R_N := [R_N(1) \dots R_N(p+q)]^T \text{와 같이 정의하자.}$$

$\hat{A}(z)$ ,  $\hat{C}(z)$ 가 식 (1)을 만족하도록 추정되었다고 가정하자.

또한  $[d\bar{R}/d\theta]_{\theta=\theta^*}$ 이 존재하고 특이 점이 없으며 (nonsingular),  $N \rightarrow \infty$ 일때  $\sqrt{NE}[R_N]_{\theta=\theta^*} \rightarrow 0$ 이라고 가정하자. 그러면  $\sqrt{N}(\hat{\theta} - \theta^*)$ 는  $N \rightarrow \infty$ 일때 평균이 0이고 분산이 아래의  $P_\theta$ 로 주어지는 가우시안 분포를 따른다.

$$P_\theta = \left[ \frac{d\bar{R}}{d\theta} \right]_{\theta=\theta^*}^{-1} Q \left[ \frac{d\bar{R}}{d\theta} \right]_{\theta=\theta^*}^{-T}$$

여기에서  $Q$ 는  $Q = \lim_{N \rightarrow \infty} NE[R_N^T R_N]_{\theta=\theta^*}$ 로 정의된다.

증명) 정리 2에 의하여  $N \rightarrow \infty$ 일때  $\theta \rightarrow \theta^*$ , w. p. 1 임을 보였다. 더욱이  $\hat{A}(z)/\hat{C}(z)$ 는 투영에 의하여 일정하게 안정한 필터이고, 따라서 이의  $\theta$ 에 대한 미분 값도 일정하게 안정하다. 그러므로 참고문헌[7]의 정리 9.1에 의하여 위의 정리가 성립한다. ■

위 정리로부터  $\hat{\theta} - \theta^*$  즉 계수 추정 오차는 분산  $P_{\theta} / N$  로서 소멸된다고 할 수 있다.

**2.4 시뮬레이션 및 자이로 실제 데이터에의 적용**

제안된 방법의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션 및 자이로 실제 데이터의 불규칙 오차 추정에 적용한 결과를 알아 본다. 먼저 시뮬레이션에는 제안된 방법과 표준 PLR 방법을 비교한다. 시뮬레이션에서는 다음과 같은 세 가지 ARMA(2,2) 모델을 채택하였다.

model S1:  $(1 + 0.9z^{-1} + 0.95z^{-2})y_t = (1 + 1.25z^{-1} + 0.75z^{-2})e_t$

model S2:  $(1 + 0.9z^{-1} + 0.95z^{-2})y_t = (1 + 0.9z^{-1} + 0.65z^{-2})e_t$

model S3:  $(1 - 1.5z^{-1} + 0.7z^{-2})y_t = (1 - 0.7z^{-1} + 0.25z^{-2})e_t$

이는 참고문헌[6]에서 사용된 것으로 다양한 종류의 파워 스펙트럼을 표현할 수 있는 모델들이다. 모델의 AR 및 MA 부분의 영점은 모델 S1과 S2는 단위원 근처에 위치하고 모델 S3는 MA 부분의 영점이 원점에 더 가깝게 위치한다.

제안된 방법과 표준 PLR을 사용하여 추정한 결과는 표 1에 제시하였다. 표준 PLR 방법은 모델 S3에 대해서는 실제 값과 거의 유사하게 추정하나 S1, S2에 대해서는 실제 값으로 수렴하지 않음을 알 수 있는데 이는 참고 문헌 [6]의 결과와 일치한다. 반면, 제안된 방법은 세가지 모델 모두에 대하여 실제 값으로 수렴한다. 이러한 결과로부터 제안된 방법은 다양한 모델 종류에 대하여 실제 값에 근사한 추정 값을 제공하므로 어떤 모델종류에 대해서는 추정 오차가 매우 큰 표준 PLR 방법보다 성능이 우수하다고 할 수 있다.

표 1. 제안된 방법 및 표준 PLR의 계수 추정결과 비교  
Table 1. Parameter estimation results by proposed method and standard PLR method

모델	식별기법	계수들			
		$a_1$	$a_2$	$c_1$	$c_2$
모델 S1	참값	0.9	0.95	1.25	0.75
	제안된 방법	0.92	0.97	1.26	0.77
	PLR	1.15	1.0	1.19	0.49
모델 S2	참값	0.9	0.95	0.9	0.65
	제안된 방법	0.91	0.98	0.91	0.68
	PLR	1.11	1.0	1.08	0.69
모델 S3	참값	-1.5	0.7	-0.7	0.25
	제안된 방법	-1.47	0.67	-0.67	0.25
	PLR	-1.49	0.69	-0.69	0.25

ARMA 모델의 차수가 달라져도 그 파워스펙트럼은 위 예제에서 사용된 모델들 중의 하나로 분류될 수 있으며 그 추정 결과는 제시된 결과와 유사하다.

다음으로 자이로의 실제 데이터에 대하여 제안된 기법을

이용하여 랜덤 오차를 추정하고 이를 Allan 분산 방법과 비교한다. Allan 분산 방법은 데이터를 시간 구간별로 나누어 인접한 두 구간 평균 차이값들의 분산(Allan 분산)으로 오차를 식별하는 방법으로 IEEE 표준으로 채택된 방법이다 [12][13][14]. 시험에 사용된 자이로는 Honeywell사의 HG-1700 IMU(Inertial Measurement Unit)에 포함된 자이로로서 바이어스 오차가 1deg/h인 전술등급 링레이저 자이로이다. 시험 환경을 그림 1에 도시하였는데 시험 장비로는 일정한 자세 및 회전을 인가하기 위한 Acutronics 사의 2축 레이트 테이블, 이를 제어하기 위한 레이트 테이블 제어기, PC 등이 있다. PC에서는 GPIB 보드를 통한 제어기의 구동 그리고 관성측정장치 데이터 획득 및 저장을 담당한다. 실제 데이터는 IMU를 레이트 테이블 위에 장착한 상태에서 정지 상태에서의 자이로 출력에 지구 자전 각속도 및 상수 바이어스를 제거하는 방법으로 획득하였다.

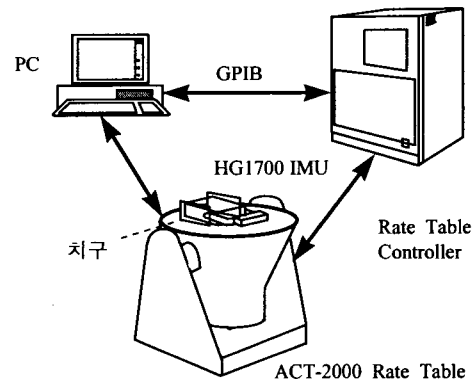


그림 1. 자이로 데이터 획득 시험장치 구성  
Fig. 1. A test equipments construction for aquisition of gyroscope data

이와 같이 획득한 자이로 데이터에 Allan 분산을 도시하면 그림 2와 같다. 이는 양자화 잡음과 백색 잡음의 혼합이 되며 ARMA 모델로는 MA 1차에 해당한다. 최소 자승법을 적용하여 모델의 계수를 구하였다.

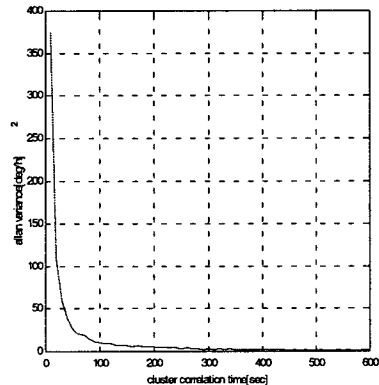


그림 2. 자이로 실제 데이터의 Allan 분산  
Fig. 2 Allan variance of gyroscope real data

제안된 기법으로 추정한 결과도 Allan 분산 방법과 유사하며 모두 MA 1차로 나타났다. 추정된 MA 부분 계수는 표 2에 제시하였으며 여기에서 시험 번호는 2회의 시험으로 계수

를 추정된 것을 의미한다. 결과에서 알 수 있듯이 두 가지 방법으로 추정된 계수 값이 유사하므로 제안된 기법은 실제 데이터에도 적용 가능한 방법임을 확인할 수 있다.

표 2. Y축 데이터에 대한 계수 추정 결과

Table 2. Parameter estimation results of gyroscope real data

	Allan 분산사용결과	제안된 기법
1	-0.7374	-0.7280
2	-0.7521	-0.7468

#### 4. 장 결 론

본 논문에서는 ARMA 모델의 새로운 계수 식별방법으로 예측 오차의 현재 시간 값과 과거시간 값이 서로 상관되지 않도록 계수를 추정하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 상관법의 새로운 변형으로 볼 수 있다. 상관법의 다른 종류인 PLR에 비하여 비선형 대수 방정식을 풀어야 한다는 제약은 있으나 이를 감수할 수 있는 좋은 성질로서 추정값의 유일성, 일치성, 근사적 가우시안 등이 있음을 증명하였다. 유일성 및 일치성에 의하여 제안된 방법에 의한 추정값은 추정에 사용되는 샘플 갯수가 증가할수록 참값에 수렴하게 된다. 시뮬레이션에서는 다양한 파워스펙트럼을 가지는 시스템에 대하여 PLR방법의 추정 성능과 비교한 결과 제안된 방법이 모든 시스템에서 잘 추정함으로써 더 나은 성능을 보였다. 아울러 관성항법 시스템의 주센서인 자이로에 대한 불규칙 오차 추정을 수행하여 IEEE 표준으로 채택된 Allan Variance 방법과 유사한 결과를 보임으로써 제안된 방법은 실제 데이터에도 적용 가능한 방법임을 확인할 수 있었다.

#### 참 고 문 헌

[1] Söderström, T. and Stoica, P., "Comparison of Some Instrumental Variable Methods - Consistency and Accuracy Aspects", *Automatica* 17, 101-115, 1981

[2] Friedlander, B., "The Overdetermined Instrumental Variable Method", *IEEE Trans. on Automatic Control* AC-29, 353--356, 1984

[3] Porat, B., & Friedlander, B., The Square-Root Overdetermined Instrumental Variable Algorithm, *IEEE Trans. on Automatic Control* AC-34, 656--658, 1989

[4] Zhang, Y., Wen, C. and Soh, Y. C., "Indirect Closed-Loop Identification by Optimal Instrumental Variable Method," *Automatica* 33, 2269-2271, 1997

[5] Stoica, P., Söderström, T., Ahlen, A. and Solbrand, G., "On the Asymptotic Accuracy of Pseudo-Linear Regression Algorithms", *Int. J. Control* 39, 115-126, 1984

[6] Stoica, P., Söderström, T., Ahlen, A. and Solbrand, G., "On the Convergence of Pseudo-Linear Regression Algorithm", *Int. J. Control* 41, 1429-1444, 1985.

[7] Ljung, L., *System Identification Theory for the User*, Prentice Hall, 1999.

[8] Luenberger, D. G., *Optimization by Vector Space Methods*, John Wiley and Sons, 1969.

[9] Ljung, L., and Söderström, T., *Theory and Practice of Recursive identification*, MIT press, 1987.

[10] Åström, K. J. and Söderström, T., Uniqueness of the Maximum Likelihood Estimates of the Parameters of an ARMA Model, *IEEE Trans. on Automatic Control* AC-19, 769-773, 1974.

[11] Landau, I. D., *System Identification and Control Design*, Prentice Hall, 1990.

[12] Darryll J. Pines, "Characterization of Ring Laser Gyro Performance Using the Allan Variance Method," *J. Guidance*, Vol. 20, No. 1, 1997.

[13] D. W. Allan, "Statistics of Atomic Frequency Standards," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 54, No. 2, 1966.

[14] M. M. Tehrani, "Ring Laser Gyro Data Analysis with Cluster Sampling Technique," *Proceedings of the SPIE*, Vol. 412, 1983.

### 저 자 소 개



#### 성 상 만(成相萬)

1970년 8월 16일 생. 1993년 서울대 제어계측공학과 졸업. 1995년 동 대학원 석사 졸업. 2000년 서울대 전기공학부 대학원 박사 졸업. 2000년~2004년 삼성전자. 2004~현재 한국기술교육대학교 전임강사



#### 이 달 호(李達鎭)

1959년 7월 20일 생. 1982년 서울대 제어계측학과 졸업. 1992년 동 대학원 졸업(공학박). 1992년~현재 경원대학교 부교수. 1997년~1998년 USC 교환교수.