

ARMA기반의 데이터 예측기법 및 원격조작시스템에서의 응용

김현희[†]

(Received September 29, 2016 ; Revised December 12, 2016 ; Accepted January 18, 2017)

ARMA-based data prediction method and its application to teleoperation systems

Heon-Hui Kim[†]

요약: 본 논문은 시간지연이 있는 데이터의 예측기법과 햅틱기반의 원격조작시스템에서의 응용방법을 다룬다. 일반적으로 네트워크 환경은 데이터 전송에 따른 시간지연이 필수적으로 동반되며, 햅틱기반의 원격조작시스템이 이러한 네트워크 환경에 구현되는 경우 시간지연으로 인해 전체 시스템의 성능저하를 피할 수 없다. 이러한 상황을 고려하여, 본 논문은 ARMA모형을 기반으로 모델파라미터의 학습방법과 실시간 예측을 위한 재귀적 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 가상공간에 놓인 물체에 대하여 양방향 햅틱 상호작용의 상황에서 5ms의 샘플링 주기로 획득한 햅틱데이터에 적용되며, 그 결과로서 100ms 이후의 값을 예측함에 있어 위치수준 오차 1mm이내의 예측성능을 보였다.

주제어: 시간지연, 원격조작시스템, ARMA, 데이터 예측

Abstract: This paper presents a data prediction method and its application to haptic-based teleoperation systems. In general, time delays inevitably occur during data transmission in a network environment, which degrades the overall performance of haptic-based teleoperation systems. To address this situation, this paper proposes an autoregressive moving average (ARMA) model-based data prediction algorithm for estimating model parameters and predicting future data recursively in real time. The proposed method was applied to haptic data captured every 5 ms while bilateral haptic interaction was carried out by two users with an object in a virtual space. The results showed that the prediction performance of the proposed method had an error of less than 1 ms when predicting position-level data 100 ms ahead.

Keywords: Time delay, Teleoperation system, Autoregressive moving average (ARMA), Data prediction

1. 서론

원격조작(teleoperation) 기법은 우주/수중 공간, 재난구역 등 인간의 접근이 어려운 환경에서 인간을 대신하여 작업을 수행하는 로봇을 정교하게 조작하기 위한 효과적인 방법 중의 하나이다. 스페이스 로봇(space robot)의 정교한 양팔 조작을 위한 사족각 기반의 원격제어[1], 수중 작업을 위한 ROV의 원격제어[2], 지하자원의 채굴을 위한 작업로봇의 원격제어[3] 등 필드로봇 분야에서 로봇의 정밀제어를 위한 원격조작 기법들이 활발히 연구되고 있다. 또한 원격지의 정보를 네트워크 또는 무선 환경에서 모니터링하기 위한 기법들도 활발히 연구되고 있다[4][5].

일반적으로 원격조작기법은 작업수행에서의 판단과 제어에 있어서 로봇 스스로의 지능적/자율적 능력에 의존하기 보다는 인간의 인지능력에 따른 판단과 조작명령을 통해 이루어진다. 따라서 원격조작기법에서는 원격지의 사용자가 로봇이 위치한 작업현장을 보다 현장감 있게 인지할

수 있는 기법[6][7], 원격 사용자의 의도에 따라 로봇을 정교하게 조작하는 기법[8][9], 원격전송에 따르는 시간지연에 의한 조작오류를 보상하기 위한 기법[9][10] 등이 주요 논제로 다루어지고 있다.

원격지의 사용자가 작업현장의 로봇을 조작하면서 현장감을 부여하기 위한 방안으로 햅틱장치(haptic device)에 기반한 원격조작시스템을 구성할 수 있다. 햅틱장치는 작업현장의 로봇이 특정 물체와 물리적으로 접촉할 때 발생하는 반력(또는 촉각) 정보가 피드백(feedback)되도록 설계되어 원격지의 사용자가 이러한 물리량들을 인지할 수 있도록 특수한 구동시스템이 내장되어 있는 조작 장치이다. 따라서 사용자는 햅틱장치를 통해 작업현장의 로봇을 조작하면서, 동시에 로봇을 매개체로 하여 로봇과 작업 대상물과의 상호작용 시 발생하는 물리적인 반력이나 촉각정보를 느낄 수 있는 장점이 있다. 이러한 촉각적인 정보 외에도, 로봇에 설치된 카메라를 통해 원격지의 사용자가 작업현장

[†]Corresponding Author (ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-3410-8493>): Division of Marine Engineering, Mokpo National Maritime University, Haeyangdaehak-ro 91, Mokpo-si, Jeollanam-do, 58628, Korea, E-mail: heonhuikim@mmu.ac.kr, Tel: 061-240-7256

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

에 대한 시각적인 정보를 인지할 수 있도록 원격조작시스템이 구성될 수 있다[1][6][7].

네트워크 환경 또는 무선 환경에 있어서 햅틱장치에 기반한 원격조작시스템을 구성하는 경우 특히 고려해야 할 사항은 i)원격 데이터의 전송에 따른 시간지연을 피할 수 없다는 점과 ii)통신선로 상으로 전송되는 패킷 일부가 손실될 수 있다는 점이다[10]. 시간지연 및 패킷손실은 사용자-원격조작시스템-로봇으로 구성된 피드백시스템에서 물리적 동작오류를 발생시키며 이로 인해 시스템의 안정성을 크게 저하시키는 원인이 된다[9].

본 논문은 네트워크 환경을 대상으로 원격조작시스템을 구성함에 있어 시간지연에 의한 영향을 보상하기 위하여 ARMA(autoregressive moving average)모델에 기반한 원격데이터의 예측 기법을 제안한다. 보다 구체적으로, 데이터 예측모델의 파라미터 학습 기법과 학습된 모델에 기반한 미래 데이터의 예측 알고리즘을 제안한다. ARMA모델의 학습 기법은 모델의 잔차항(residual term)로부터 정의되는 목적함수를 최소화 하는 모델파라미터를 추정하기 위한 것으로, 가우스-뉴턴 (Gauss-Newton)기법을 통해 재귀적(recursive) 알고리즘 형태로 표현된다. 데이터 예측 기법은 학습이 완료된 ARMA모델을 기반으로 사전에 측정된 데이터들로부터 구할 수 있는 기대치(expectation)를 이용하여 n-단계이후(n-step ahead)의 데이터를 실시간으로 추정하기 위한 알고리즘으로 구현된다.

본 논문에서 제안된 방법은 가상공간에서의 햅틱상호작용 시스템을 통해 평가된다. 가상공간에는 로봇을 이용한 원격조작 환경을 모사하도록 로봇의 엔드이펙터(end-effector) 및 대상물체(target object)가 존재하며, 햅틱장치를 통해 원격조작이 이루어지도록 구현된다. 또한 시간지연이 있는 네트워크 환경을 모사하여 생성되는 시계열 데이터를 일정 시간만큼 이동시켜 실험용 데이터를 재생성(reproduction)한다. 제안된 예측 기법은 재생성된 데이터에 적용하고, 이로부터 산출된 예측오차를 통해 제안된 방법의 효용성을 논한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 ARMA모델의 파라미터 학습 및 데이터 예측 알고리즘의 유도과정을 기술한다. 제 3장에서는 제안된 방법의 응용사례를 다루며 그 성능을 논한다. 마지막으로 제 4장에서 결론을 맺는다.

2. ARMA모델 기반의 예측 알고리즘

2.1 ARMA모델

ARMA모델은 자기회기(autoregressive)부분과 이동평균(moving average)부가 결합된 형태로 식 (1)과 같은 형태로 구성된다[11].

$$w_t = \mu + \sum_{j=1}^p \phi_j w_{t-j} + \sum_{k=1}^q \theta_k a_{t-k} + a_t \quad (1)$$

식 (1)에서와 같이 ARMA모델은 현재의 신호 w_t 가 이전에 관측된 p 개의 신호와 q 개의 잔차(residual)에 대한 가중합(weighted sum)으로 결정된다. 이때 ϕ_j 를 AR계수라 하고 θ_k 를 MA계수라 하는데 각각 p 와 q 의 개수를 가진다. 일반적으로 p 개의 AR계수와 q 개의 MA계수로 구성된 ARMA모델은 ARMA(p, q)로 표현된다.

ARMA모델은 시계열 데이터 분석에 주로 이용된다[11][12]. 이러한 경우 가장 중요한 이슈로 다음의 두 가지를 들 수 있다. 첫째, 수집된 시계열 데이터를 가장 잘 설명할 수 있는 모델을 결정하는 것(모델 선택 문제)이며, 둘째로는 선택된 모델에 따른 계수들을 추정하는 것(모델 파라미터 추정 문제)이다[11]. 하나의 시계열 자료를 분석하는 경우, 모델 선택 및 파라미터 추정과정은 가장 적절한 모델을 얻기 위해 여러 번의 교정과 검증의 과정을 거치게 된다.

본 논문에서는 햅틱기반의 원격조작시스템에서 네트워크 환경에서 전송되는 햅틱데이터에 대한 예측을 통해 시간지연에 따르는 오차의 보상 목적으로 ARMA모델을 이용한다. 따라서 시계열 데이터는 햅틱장치가 보장하는 최소 1ms의 샘플링 시간에 대한 데이터의 획득이 가능하며, 데이터의 개수 또한 많은 특징이 있다. 따라서 모델선택은 사전에 획득된 데이터 집합으로부터 오프라인(off-line) 상에서 최적의 모델이 되도록 p 와 q 를 결정한다.

2.2 ARMA모델의 학습 알고리즘

ARMA 모델의 파라미터를 추정하기 위해 식 (1)을 잔차항(residual term)에 관해서 전개하면 다음과 같다.

$$a_t(\boldsymbol{\beta}) = w_t - \mu - \sum_{j=1}^p \phi_j w_{t-j} - \sum_{k=1}^q \theta_k a_{t-k}(\boldsymbol{\beta}) \quad (2)$$

식 (2)에서 잔차를 $\boldsymbol{\beta}$ 에 관한 함수 형태로 간주한 것은 현재의 잔차가 과거의 잔차로부터 영향을 받기 때문이다. 즉, 현재시간에서의 잔차는 과거의 잔차에 의존되어 있다. 최적의 파라미터 $\boldsymbol{\beta} = (\mu, \phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q)^\top$ 를 추정하기 위해 식 (3)과 같은 목적함수(object function)를 고려하자. 즉, $t > p+1$ 의 모든 시간에서 산출되는 오차에 대한 제곱의 합이 최소가 되는 파라미터 벡터가 우리가 구하고자 하는 최적의 파라미터 벡터이다.

$$S_c(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{t=p+1}^n a_t^2(\boldsymbol{\beta}) \quad (3)$$

식 (3)의 목적함수는 식 (2)를 통해 알 수 있듯이 선형방정식이 아니기 때문에 닫힌해를 구할 수 없다. 수치해석적인 접근방법으로, 식 (3)과 같이 목적함수가 오차제곱의 합으로 정의된 경우 Gauss-Newton기법을 적용할 수 있다. 이를 위해서, 우선 파라미터 벡터 $\boldsymbol{\beta}$ 에 대한 초기값을 $\boldsymbol{\beta}_0 = (\mu^{(0)}, \phi_1^{(0)}, \dots, \phi_p^{(0)}, \theta_1^{(0)}, \dots, \theta_q^{(0)})^\top$ 라 하고, 오차함수

$a_t(\boldsymbol{\beta})$ 를 이 초기값 근방에서 1차 테일러 급수 전개를 통해 선형 근사시키면 다음과 같은 식을 유도할 수 있다.

$$a_t(\boldsymbol{\beta}) \approx a_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) - (\boldsymbol{\beta} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_0)^\top \mathbf{z}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) \quad (4)$$

여기서 $\mathbf{z}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)$ 는 오차함수 $a_t(\boldsymbol{\beta})$ 의 자코비안을 나타내며 식 (5)와 같이 정의된다.

$$\mathbf{z}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) = \left(-\frac{\partial a_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)}{\partial \beta_1}, \dots, -\frac{\partial a_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)}{\partial \beta_{p+q+1}} \right)^\top, \quad t = 1, \dots, n. \quad (5)$$

다음으로, 선형 근사된 오차함수를 식 (3)에 대입하여 새로운 손실함수(loss function)를 정의하자. 우리가 구하고자 하는 최적의 $\boldsymbol{\beta}$ 는 식 (6)으로 표현되는 손실을 최소화 하여야 한다.

$$Q(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{t=p+1}^n [a_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) - (\boldsymbol{\beta} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_0)^\top \mathbf{z}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)]^2 \quad (6)$$

이제, 식 (6)의 $a_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)$ 와 $\mathbf{z}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)$ 는 상수로 구성된 벡터가 되므로, 식 (6)을 최소화 하는 $\boldsymbol{\beta}$ 를 해석적으로 결정할 수 있다. $\boldsymbol{\beta} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_0$ 관한 닫힌해는 다음과 같이 유도된다.

$$\boldsymbol{\beta} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_0 = \left(\frac{1}{n} \sum_{t=p+1}^n \mathbf{z}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) \mathbf{z}_t^\top(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) \right)^{-1} \left(\frac{1}{n} \sum_{t=p+1}^n \mathbf{z}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) a_t^\top(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) \right) \quad (7)$$

즉, 초기값 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_0$ 가 주어졌을 때, $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(1)}$ 은 식 (8)과 같이 간단히 구할 수 있다.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_0 + \nabla(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0) \quad (8)$$

여기서 $\nabla(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)$ 는 식 (7)의 우변 항을 나타낸다. 알고리즘의 구현을 위해 식 (8)을 일반화하여 재귀적 형태로 기술하면 다음과 같다.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(j)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(j-1)} + \nabla(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(j-1)}) \quad (9)$$

식 (5)의 자코비안 $\mathbf{z}_t(\hat{\boldsymbol{\beta}}_0)$ 를 구성하는 각각의 요소들(상수항, AR항, MA항)은 오차함수에 대한 편미분을 취하여 유도할 수 있는데, 이는 식 (10) - 식 (12)와 같다.

$$-\frac{\partial a_t}{\partial \mu} = 1 \quad (10)$$

$$-\frac{\partial a_t}{\partial \phi_i} = w_{t-i} - \sum_{k=1}^q \theta_k \left(-\frac{\partial a_{t-k}}{\partial \phi_i} \right), \quad \forall i = 1, \dots, p \quad (11)$$

$$-\frac{\partial a_t}{\partial \theta_j} = a_{t-j} - \sum_{k=1}^q \theta_k \left(-\frac{\partial a_{t-k}}{\partial \theta_j} \right), \quad \forall j = 1, \dots, q \quad (12)$$

이들은 재귀적인 형태로 표현 가능한데, 본 연구에서는 식 (10) - 식 (12)를 구하여 자코비안을 구성하기 위해 식 (13)과같은 재귀적 알고리즘을 통해 파라미터를 추정한다.

$$\mathbf{z}_t(\boldsymbol{\beta}_j) = \begin{cases} 1 & \text{if } j=1 \\ w_{t-j} - \sum_{k=1}^q \theta_k z_{t-j}(\boldsymbol{\beta}_j) & \text{if } 1 < j \leq p+1 \\ a_{t-j} - \sum_{k=1}^q \theta_k z_{t-j}(\boldsymbol{\beta}_j) & \text{if } p+1 < j \leq p+q+1 \end{cases} \quad (13)$$

최종적으로 주어진 시계열 데이터에 대하여 ARMA(p, q) 모델의 파라미터 학습을 위한 알고리즘은 Algorithm 1과 같이 정리된다. 알고리즘은 매 스텝마다 세 단계의 계산과정을 거친다. 첫째, 현재 추정된 파라미터로 구성된 ARMA모델에 대하여 모든 시계열 데이터에 대한 잔차를 구한다(line 4). 둘째, 이들 잔차들과 시계열 데이터를 이용하여 자코비안을 구한다(line 5-7). 이렇게 잔차와 자코비안이 구성되면, 마지막으로 가우스-뉴턴 기법을 통해서 파라미터 벡터를 업데이트 한다(line 10). 이러한 과정이 반복되면서 파라미터 벡터에 대한 정지조건이 만족되면 알고리즘은 종료된다.

Algorithm 1: Learning algorithm for model parameters

Algorithm 1 MLE for ARMA(p, q)

```

1: Initialize parameter vector  $\boldsymbol{\beta} \in \mathbb{R}^{p+q+1}$ 
2: repeat
3:   for  $k \leftarrow p+1$  to  $N$  do
4:      $\mathbf{a}_k \leftarrow w_k - \boldsymbol{\beta}_1 - \sum_{i=1}^p \beta_{i+1} w_{k-i} - \sum_{j=1}^q \beta_{p+j+1} \mathbf{a}_{k-j}$ 
5:      $\mathbf{z}_k(\boldsymbol{\mu}) \leftarrow 1$ 
6:      $\mathbf{z}_k(\phi) \leftarrow w_{k-1} - \sum_{j=1}^q \beta_{p+j+1} \mathbf{z}_{k-j}(\phi)$ 
7:      $\mathbf{z}_k(\theta) \leftarrow \mathbf{a}_{k-1} - \sum_{j=1}^q \beta_{p+j+1} \mathbf{z}_{k-j}(\theta)$ 
8:      $\mathbf{Z}_k \leftarrow (\mathbf{z}_k(\boldsymbol{\mu}) \quad \mathbf{z}_k(\phi) \quad \mathbf{z}_k(\theta))$ 
9:   end for
10:   $\hat{\boldsymbol{\beta}} \leftarrow \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{Z}^\top \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^\top \mathbf{a}$ 
11: until  $\|\Delta \boldsymbol{\beta}\| < \varepsilon$ 

```

2.3 예측 알고리즘

ARMA(p, q) 모델의 파라미터가 알고 있을 경우 기존의 신호들을 이 모델에 적용하면 n -스텝 ($n > 0$) 후의 신호들의 예측이 가능하다. \hat{w}_{t+n} 을 시간 t 에서의 수집된 신호정보 $F_t = \{w_t, w_{t-1}, w_{t-2}, \dots\}$ 를 이용하여 n -스텝 후의 신호에 대한 예측치(prediction value)라 하자. 또한 \hat{a}_{t+n} 을 시간 t 에서 F_t 에 기반하여 n -스텝 후의 잔차에 대한 추정치라 하자. 사실상 \hat{w}_{t+n} 는 시간 t 에서 정보 F_t 가 주어졌을 경우 $t+n$ 시간에서의 신호에 대한 조건부 기대치(conditional expectation)로 간주되며 $E[w_{t+n} | F_t]$ 로 표현될 수 있다. 시간 t 에서 n -스텝 후의 예측치는 식 (1)을 확장한 후 양변에 조건부 기대치를 적용하여 식 (14)와 같이 정리될 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{w}_{t+n} &= E[w_{t+n} | F_t] \\ &= \mu + \phi_1 \hat{w}_{t+n-1} + \phi_2 \hat{w}_{t+n-2} + \dots + \phi_p \hat{w}_{t+n-p} \\ &\quad + \theta_1 \hat{a}_{t+n-1} + \theta_2 \hat{a}_{t+n-2} + \dots + \theta_q \hat{a}_{t+n-q} \\ &= \mu + \sum_{i=1}^n \phi_i \hat{w}_{t+n-i} + \sum_{k=1}^q \theta_k \hat{a}_{t+n-k} \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 구간 $1 < m \leq t$ 의 경우, 이미 관측된 정보로부터 이미 신호의 값을 알고 있으므로 $\hat{w}_m = w_m$ 라 하자. 시간 $t+n$

에서 잔차의 추정치는 식 (1)을 잔차에 관한 식으로 정리한 후 조건부 기대치를 적용하여 식 (15)와 같은 정리될 수 있다.

$$\hat{a}_{t+n} = \hat{w}_{t+n} - \mu - \sum_{j=1}^p \phi_j \hat{w}_{t+n-j} - \sum_{k=1}^q \theta_k \hat{a}_{t+n-k} \quad (15)$$

본 논문에서는 $m < t$ 인 경우 $\hat{a}_m = 0$ 으로 설정한다. 그러나 예측구간 $t \leq m \leq t+n$ 에서는 \hat{a}_m 은 식 (15)를 통해 재귀적(recursive)으로 추정될 수 있다. 본 논문에서는 식 (14) - 식 (15)를 기반으로 데이터 예측 알고리즘을 구현하였다.

3. 실험 결과

3.1 실험방법

제안된 방법의 유효성을 검증하기 위하여, 본 연구에서는 Figure 1과 같은 실험환경을 구축하였다. 우선, PC환경에는 OpenGL, OpenHaptic 라이브러리를 기반으로 Visual C++언어를 이용한 프로그램을 통해 가상공간(virtual world)이 구축되었다. 두 대의 햅틱장치는 PC와 연동되어 가상공간을 통해 상호작용이 가능하도록 구현되었다. 본 연구에서 사용된 햅틱장치는 3D Systems의 Geomagic Touch 모델이 이용되었다. 가상공간에서의 정육면체 물체는 박스공간에서 1차원 물리적 운동이 가능하도록 설계되었다. 이로써, Figure 1에서와 같이 사용자가 조작 말단부(end-effector)를 통해 정육면체 물체를 밀게 되면 반력을 느끼면서 물체 또한 이동할 수 있게 된다. 따라서 두 명의 사용자는 각각의 햅틱장치를 통해 물체를 매개체로 물리적인 상호작용이 가능하다.

테스트 데이터 집합은 두 명의 사용자가 각각의 햅틱장치를 통해 서로 상호작용을 수행하는 동안 수집되었다. 이 때 데이터는 각각의 장치에 대하여 위치(x_a, x_b) 및 힘(F_a, F_b)에 관한 것으로 160s 동안 매 5ms마다 수집되었다. 성능평가 실험에서 정적 데이터를 배제하기 위하여, 우선 수집된 데이터 중 처음 10s와 마지막 10s에 해당하는 데이터는 제외되었다. 위치 및 힘 데이터 중에서, 본 논문은 연속성이 있는 데이터인 말단부의 위치데이터(x_a, x_b)만을 제안된 방법에 적용시켰다. Figure 2는 실험에 이용된 데이터를 출력한 것이다.

본 논문은 우선 제안된 방법의 예측오차를 기존의 예측 방법과 비교하기 위한 실험을 수행하였다. n-차 다항식 회귀(n-order polynomial regression)분석 모델은 미래의 값을 예측하는데 있어 파라미터 학습 및 예측 알고리즘의 구현이 용이한 데이터 예측기법이라 할 수 있다. 이에 본 논문은 제안된 방법의 성능 비교를 위해 회귀분석 모델을 통한 예측결과를 획득하였다. 이 때, 모든 데이터에 대하여 회귀분석을 수행하는 것은 의미가 없으므로, 다음과 같은 절차로 회귀분석을 수행하고 최종적으로 RMS(root mean square)오차를 산출하였다. [단계 1] Figure 3과 같이 데이터의 일부를 회귀분석 구간(50개 샘플데이터)과 예측구간(50개 샘플데이터)으로 나눈다. [단계 2] 회귀분석 구간의 데이터를 이용하여 n-차 다항식모델의 파라미터를 추정한다. [단계 3] 추정된 회귀모델

을 기반으로 미래의 값(20-step ahead)을 예측한다. [단계 4] 예측된 값과 실제 값의 오차를 구하여 저장한다. [단계 5] 한 스텝씩 이동시키면서 수집된 데이터의 전 구간에 대하여 [단계 1]~[단계 4]의 방법으로 RMS오차를 구한다.

본 논문에서는 미래의 값을 현재 시간으로부터 100ms후의 값(20-step ahead data)으로 간주하였고, 다항식모델의 차수를 3으로 결정하였다. 그 이유는 3차 다항식 모델로 근사한 경우에서 최소의 RMS오차를 보였으며, 이는 n-차 다항식 회귀분석에 있어 최적의 모델로 간주되기 때문이다.

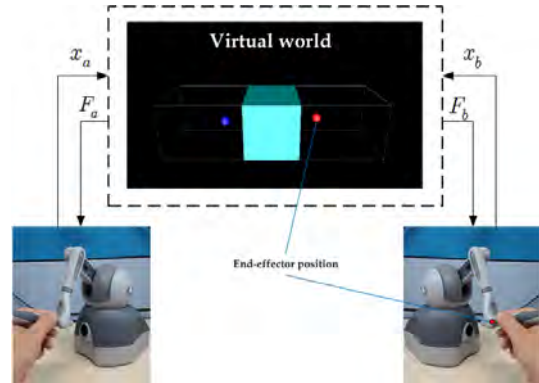


Figure 1: Experiment setup

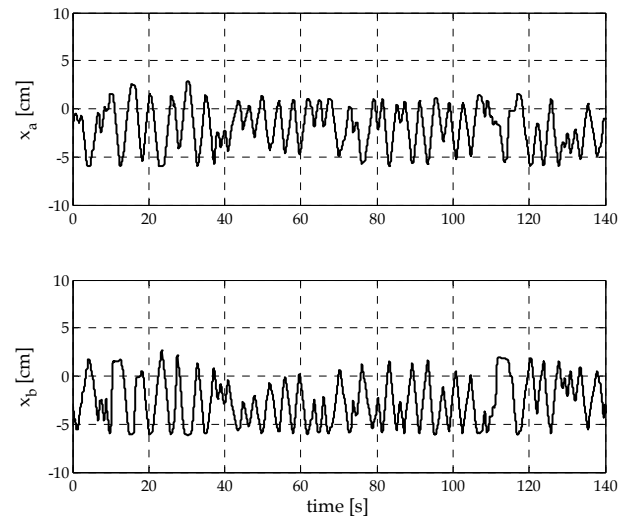


Figure 2: Test data captured from the experiment environment during haptic interaction

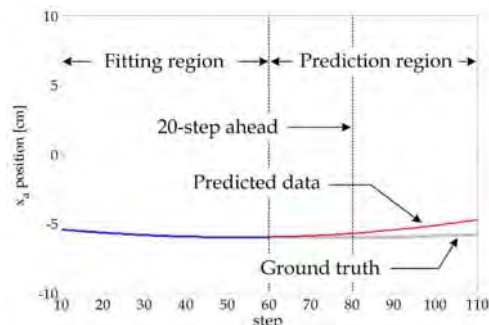


Figure 3: Fitting and prediction regions for polynomial regression for a given data set

3.2 실험결과

본 논문에서는 ARMA모델의 AR계수 및 MA계수에 대한 차수를 Box-Jenkins의 방법[11]을 토대로 자기상관함수 (autocorrelation function) 및 부분자기상관함수(partial autocorrelation function)을 분석하여 각각 $p = 10, q = 2$ 로 설정하였다. Figure 2에서 도시된 x_a 의 데이터 집합은 제안된 학습 알고리즘에 적용되어 ARMA모델 파라미터의 추정에 이용되었다.

이렇게 학습된 모델은 두 햅틱데이터 집합 x_a, x_b 에 각각 적용되었고, 예측 시스템을 통해 얻은 값들을 토대로 예측 성능이 평가되었다. 보다 구체적으로, 본 논문에서는 시간 t 에서 100ms (20 step-ahead)이후의 값을 예측할 경우에 대한 성능을 평가하였다. Figure 4는 Figure 2에 나타난 데이터를 100ms만큼 시간이동 시킨 후 원래의 데이터와 비교한 것이다. 여기서 시간 축은 120-125초의 범위를 가지도록 조정되었는데, 이는 오차의 정도를 직관적으로 확인하기 위함이다. Figure 5은 제안된 방법을 통해 예측된 결과를 나타낸다. Figure 4와 비교할 때, 제안된 방법을 통한 예측값들은 원래의 신호에 근접해 있음을 알 수 있다. Figure 5에서 x_a 데이터의 예측결과에 비해 x_b 데이터의 예측결과가 평활도(smoothness) 관점에서 다소 낮아 보이는 이유는 학습과정에 있어 x_b 의 데이터는 포함되지 않았기 때문이다. 그럼에도 불구하고, 이와 같은 결과가 얻어진 것은 x_b 의 데이터에게도 학습된 ARMA 모델이 비교적 적합하다는 것이며 이에 따른 예측성능이 발휘되고 있음을 시사한다.

Figure 6은 제안된 방법을 전체 데이터 집합에 적용한 경우의 RMS 예측오차들을 출력한 것이다. 일부 예측오차가 다소 큰 부근이 있으나 비교적 0.5cm이하에 분포하고 있음을 알 수 있다. Table 1은 전체 데이터 집합에 대한 평균 RMS 오차를 열거한 것이다. 예측성능의 비교를 위하여 3차 다항식 회귀분석 결과와 함께 나타내었다. 3차 다항식

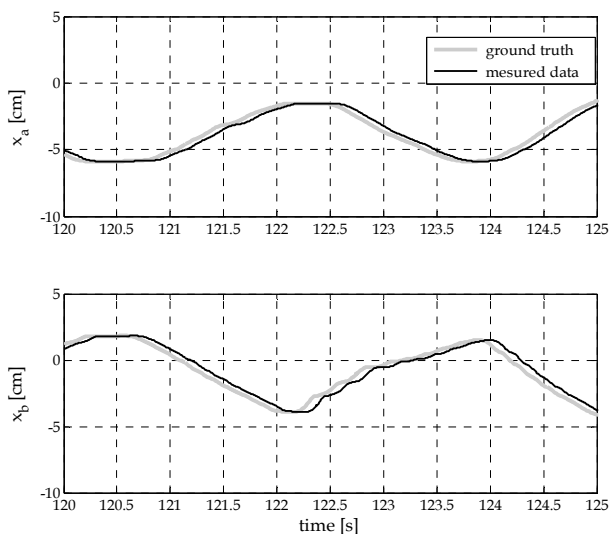


Figure 4: Comparison between the ground truth and 100ms-shifted data

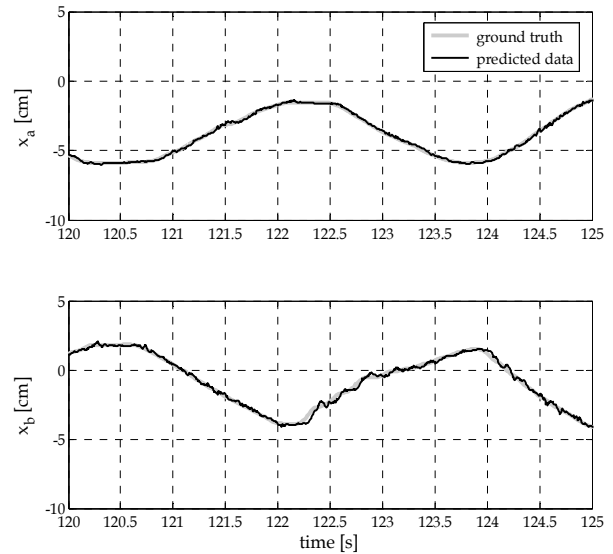


Figure 5: Comparison between the ground truth and 100ms-ahead predicted data

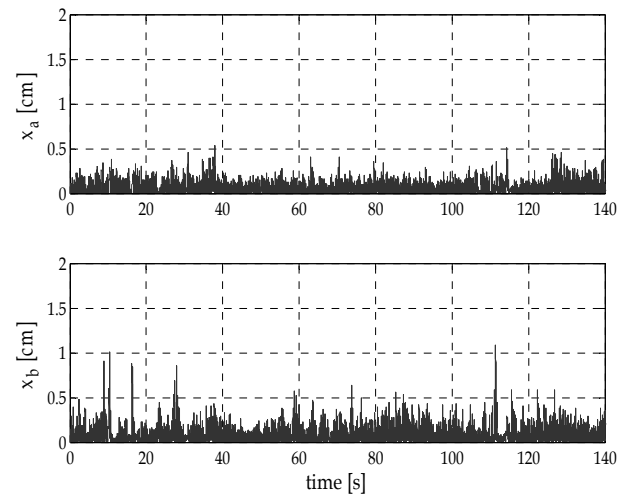


Figure 6: RMS errors between the ground truth and 100ms-ahead predicted data

회귀분석 결과는 RMS 평균 0.43cm정도의 예측성능을 보이고 있는 반면, 제안된 방법을 통한 ARMA 모델의 경우 RMS 평균 0.1cm이하의 예측성능을 보이고 있다. 이러한 결과는 제안된 방법이 100ms의 시간지연 범위 내에서 양호한 예측성능을 가지고 있음을 시사한다.

Table 1: Comparison of the proposed method with cubic polynomial regression in prediction performance

Model types	Data set	Average of RMS errors [cm]
ARMA(10,2)	x_a	0.0697
	x_b	0.0990
3 rd -order polynomial	x_a	0.4348
	x_b	0.4370

4. 결 론

본 논문은 시간지연이 존재하는 원격조작시스템을 대상으로 시간지연에 따르는 오차를 보상하기 위한 방법론을 다루었다. 이를 위해, 본 논문은 ARMA모형을 기반으로 하는 데이터 예측 기법을 제안하였고, 모델 파라미터의 학습과 실시간 데이터 예측을 위한 알고리즘을 실제응용이 용이한 형태로 각각 정립하였다. 제안된 방법은 두 사용자가 가상공간에 놓인 물체에 대하여 햅틱 상호작용을 수행하는 상황에서 획득한 실험데이터에 적용되었다. 실험결과로서, 100ms의 시간지연이 있는 햅틱 상호작용에 있어 제안된 예측기법을 통해 1mm 미만의 RMS 오차를 가지는 예측성능을 확인하였다.

본 연구는 단일 변수에 대한 예측기법을 다루고 있으므로 학습 및 예측과정이 간단하고 그 활용성이 높은 반면, 변수들 간의 대한 교차상관(cross-correlation) 등은 고려되지 않았다. 이에 다변수(multivariate)에 대한 예측기법은 추후 과제로 남긴다.

후 기

이 논문은 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2015R1C1A1A01053126).

References

- [1] T. Schmidt, K. Hertkorn, R. Newcombe, Z. Marton, M. Suppa, and D. Fox, "Depth-based tracking with physical constraints for robot manipulation," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 119-126, 2015.
- [2] H. S. Choi, J. K. Jeon, S. K. Jeong, H. I. Park, and S. S. You, "Study of design for convertible ROV," vol. 36, no. 4, pp. 451-458, 2012 (in Korean).
- [3] J. H. Noh, S. S. Shin, and J. H. Park, "A study on the robot for mining of underground resources," vol. 37, no. 4, pp. 300-403, 2013 (in Korean).
- [4] H. K. Kim, H. G. Hwang, G. J. Yoo, J. S. Lee, H. C. Park, O. K. Shin, and S. D. Lee, "A development of video-complex remote monitoring system for off-shore plant," vol. 38, no. 1, pp. 56-63, 2014 (in Korean).
- [5] K. S. Rhyu, J. I. Park, H. G. Hwang, and D. W. Park, "A development of integrated monitoring and diagnosis system for marine diesel engine using time-series data," vol. 38, no. 6, pp. 744-750, 2014 (in Korean).
- [6] X. Xu, B. Cizmeci, A. Anas, and E. Steinbach, "Point cloud-based model-mediated teleoperation with dynamic

- and perception-based model updating," IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 63, no. 11, pp. 2558-2569, 2014.
- [7] M. Mihelj and J. Podobnik, Haptics for Virtual Reality and Teleoperation, Springer, 2012.
- [8] X. Hou, R. Mahony, and F. Schill, "Comparative study of haptic interfaces for bilateral teleoperation of VTOL aerial robots," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol. 46, no. 10, pp. 1352-1363, 2016.
- [9] T. Hulin, A. Albu-Schäffer, and G. Hirzinger, "Passivity and stability boundaries for haptic systems with time delay," IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 22, no. 4, pp. 1297-1309, 2014.
- [10] M. Rank, Z. Shi, H. J. Müller, and S. Hirche, "Predictive communication quality control in haptic teleoperation with time delay and packet loss," IEEE Transactions on Human-Machine Systems, vol. 46, no. 4, pp. 581-592, 2016.
- [11] G. P. Box, G. M. Jenkins, and G. R. Reinsel, Time Series Analysis: Forecasting and Control, 3rd ed., NJ, USA: Prentice-Hall, 1994.
- [12] R. H. Shumway and D. S. Stoffer, Time Series Analysis and Its Applications, NY, USA: Springer, 2000.