論文 10-5-7

Support Vector Regression을 이용한 서보 시스템의 기계적 상수 추정

趙慶來, 石줄기†

Mechanical Parameter Identification of Servo Systems using Robust Support Vector Regression

Kyung-Rae Cho and Jul-Ki Seok

요 약

서보 시스템의 전체 제어 성능은 기계적 상수의 변화와 부하 토크의 영향을 크게 받는다. 그러므로 서보 시스템의 성능을 향상시키기 위해서는 기계적 상수와 부하 토크를 정확히 알 필요가 있다. 본 논문에서는 Support Vector Regression(SVR)을 이용한 기계적 상수와 부하 토크 추정 알고리즘을 제안한다. 실험 결과는 제안된 SVR 알고리즘이 서보 시스템의 기계적 상수와 부하 토크를 정확하게 추정하고 있음을 보여준다.

ABSTRACT

The overall performance of AC servo system is greatly affected the uncertainties of unpredictable mechanical parameter variations and external load disturbances. To overcome this problem, it is necessary to know different parameters and load disturbances subjected to position/speed control. This paper proposes an on-line identification method of mechanical parameters/load disturbances for AC servo system using support vector regression(SVR). The experimental results demonstrate that the proposed SVR algorithm is appropriate for control of unknown servo systems even with time-varying/nonlinear parameters

Key Words : Support vector regression, system identification, robust speed control, load torque estimator

1. 서 론

최근의 산업용 서보 구동 응용 분야에서는 전 운전 영역에서 위치 추종에 대한 높은 정밀도와 빠른 응답 특성이 요구된다. 이와 같은 위치 추종에 대한 속응성과 정밀도의 문제는 속도 제어기의 응답 특성과 연관지어 고려해야만 한다. 속도 제어기의 응답 특성은 속도 제어기의 이득(Gain) 설정과 속도 제어기의 형태에 절대적으로 의존한다. 속도 제어기의 이득 설정을 위해서는 부하를 포함한 시스템의 전체 관성을 정확히 알아야만 한다. 부하 토크는 시스템의 속도 응답 특성을 나쁘게 하여 위치 추종에 대한 빠른 응답 특성과 높은 정밀도를 기대하기 어렵게 만든다. 이런 경우 정확한 부하 토크를 알 수 있다면 토크 전향 제어를 통하여 부하 변화에 강인한 속도 제어기를 설계할 수 있다[1]. 마찰은 기계적인 시스템에서는 피할 수 없는 가장 대표적인 비선형적인 요소이다. 고정밀도 위치 추종을 요구하는 서보 시스템에서 저속 영역의 마찰은 제어 성능을 심각하게 악화 시킬 수 있으며 이를 보상하기 위해서는 정확한 마찰 토크를 알 필요가 있다. 특히 마찰 토크가 큰 시스템에서 정확히 마찰 토크를 추정하면 제어 성능을 향상시킬 수 있다[2].

지금까지는 넓은 속도 영역에서 고성능 속도 제어를

†교신저자 : 정회원, 영남대 전기공학과 조교수
E-mail : doljk@yu.ac.kr
*정회원, 영남대 전기공학과 박사과정
접수일자 : 2005. 6. 16 1차 심사 : 2005. 8. 23
심사완료 : 2005. 9. 2

위해서 관성, 마찰 토크 및 부하 토크의 변화를 외란으로 간주하고 외란 관측기를 이용하여 기계적 상수와 부하 토크를 추정하고 이를 제어기에 반영해주었다[3]. 그러나 이러한 기계적 상수와 부하 토크 변화를 제어기에 이용하기 위해서는 외란 관측기의 시정수가 작아야 하지만 관측기의 시정수를 너무 작게 설정하면 외란 관측기가 불안정해질 수 있고, 속도 정보가 정확치 않은 저속 영역이나 잡음 환경 하에서 속도 미분 값 등을 사용하여 기계적 상수와 부하 토크를 추정하게 면 부정확한 추정 결과를 초래할 수 있다. 또한, 외란 관측기들 중의 일부는 추정하고자 하는 기계적 상수 이외의 다른 상수 값을 정확히 알고 있다거나 거의 변하지 않는다고 가정하여 모델을 간략 화하는 문제점이 있다[4].

최근의 비선형적인 모델을 구성할 수 있다는 관점에서 신경망(Neural Network)은 서보 시스템의 기계적 상수를 추정하는데 매우 강력한 성능을 발휘하였다[5-7]. 그러나 신경망은 국부해(Local Minimum)를 찾을 가능성이 있고, 신경망의 은닉 노드의 개수 선정하는 명확한 방법이 없어 시행착오를 통해 선정할 수밖에 없는 약점이 있다. 본 논문에서는 최근 학습 알고리즘으로 주목 받고 있는 Support Vector Machine(SVM)을 이용하여 산업용 서보 시스템의 기계적 상수와 부하 토크를 추정하고자 한다. SVM은 Vapnik에 의해 제안된 통계적 학습 이론에 기반한 학습 이론으로써 종래의 학습 알고리즘에서 볼 수 없는 여러 독특한 특징들과 더불어, 뛰어난 성능으로 인해 많은 관심을 끌고 있다. 지금까지의 학습 알고리즘들은 '경험적 위험 최소화 방법' (Empirical Risk Minimization-ERM)을 사용하여 일반화의 성능에 있어서 많은 문제점을 들어내었다. 이러한 ERM을 이용하는 대부분의 전통적인 통계적 학습 방법(Statistical Learning Method)이 가진 단점을 보완해 줄 수 있는 방법이 SVM이다[8] SVM은 기존의 통계적 학습 방법들에서 이용되는 ERM과는 다른 '구조적 위험 최소화 방법' (Structural Risk Minimization - SRM)을 이용하여 일반화 에러(Generalization Error)를 감소시키는 방법을 취하고 있다[8-10]. 또한, 신경망이나 방사형 기저 함수망(Radial Basis Function Network)과 같은 기존의 학습 알고리즘처럼 SVM 역시 패턴 인식과 같은 분류(Classification) 문제나[11,12] 비선형 회귀(Nonlinear Regression)와 같은 함수 근사[13-15] 등 다양한 일을 효과적으로 수행할 수 있는 능력을 가지고 있다. 특히, SVM이 함수 근사에 사용될 때 Support Vector Regression(SVR)이라 한다[13,14]. 제안된 SVR 알고리즘은 서보 시스템에 구현되어져 온라인 데이터로부터 기계적 상수와 부하 토크를 추정한다. 제안된 추정방법의 타당성을 검증하기 위하여 상용 400[W]급 서보 전동기를 대상으로 다양한 시뮬레이션 및 실험을 수행하였다.

2. Support Vector Regression

훈련 데이터 $\{(x_i, y_i), \ldots, (x_N, y_N)\} \subset \chi \times R$가 주어져 있다고 가정한다. 여기서 N은 훈련 데이터의 개수, x는 입력 벡터, y는 출력 벡터, χ는 입력 공간 R^m을 나타낸다. Vapnik이 제안한 ϵ-SV regression[9]는 모든 훈련 데이터에 대해서 실제 목표 값 y_i들로부터 최고 ϵ(무감각 모수, Insensitive Parameter) 만큼의 편차 내에 있으며 가능한 작은 크기의 w을 가지는 함수 $f(x)$를 찾는 것이다. 여기서 ϵ보다 작은 훈련 데이터의 오차는 무시한다. 위와 같은 조건을 만족하는 선형 함수 f를 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$f(x) = \langle w, x \rangle + bias \ with \ w \in x, \ bias \in R \tag{1}$$

여기서 $\langle \cdot, \cdot \rangle$은 입력 공간에서 내적을 나타낸다. 가장 작은 크기의 w을 찾기 위해 다음과 같은 볼록 최적화 문제(Convex Optimization Problem)를 구성할 수 있다.

$$\begin{aligned} &minimize \ \frac{1}{2}\|w\|^2 \\ &subject \ to \ \begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - bias \le \epsilon \\ \langle w, x_i \rangle + bias - y_i \le \epsilon \end{cases} \end{aligned} \tag{2}$$

그러나 ϵ-tube 바깥에 훈련 데이터가 존재한다면 식 (2)은 성립하지 않는다. 일반적으로 ϵ-tube 바깥에 훈련 데이터가 존재하므로, ϵ-tube 바깥에 훈련 데이터가 존재해도 볼록 최적화의 문제가 성립하도록 할 필요가 있다. 슬랙 변수(Slack Variable) ξ_i, ξ_i^*을 도입하여 ϵ-tube 바깥에 훈련 데이터가 존재할 수 있도록 볼록 최적화의 문제를 새로 구성하면 식 (3)과 같다.

$$\begin{aligned} &minimize \ \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{N}(\xi_i + \xi_i^*) \\ &subject \ to \ \begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - bias \le \epsilon + \xi_i \\ \langle w, x_i \rangle + bias - y_i \le \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \ge 0 \end{cases} \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 0보다 큰 값을 가지는 상수 C는 함수 f가 ϵ

-tube 바깥에 있는 훈련 데이터에 대해서 오차 허용 범위, 즉 모델의 복잡도를 결정한다. 식 (3)의 볼록 최적화 문제에서 ϵ-Insensitive Loss Function $|\xi|_\epsilon$이 사용되었는데, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$|\xi|_\epsilon := \begin{cases} 0 & \text{if } |\xi| \le \epsilon \\ |\xi| - \epsilon & otherwise \end{cases} \quad (4)$$

그림 1은 식 (4)의 상황을 나타낸 것이다. 그림에서 ϵ-tube 내에 있는 어두운 부분의 데이터는 코스트(Cost)에 전혀 기여하지 않고, ϵ-tube 밖에 데이터는 길이에 따라 선형적으로 코스트에 기여한다. 식 (3)의 최적화 문제는 Dual Formation에서 쉽게 해를 구할 수 있다는 것이 알려져 있으며[14], 식 (3)을 Dual Optimization 문제로 나타낸 후 해를 구하면 식 (5)과 같다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N} (\alpha_i - \alpha_i^*)\langle x_i, x\rangle + bias \quad (5)$$

식 (5)의 선형 SVR 알고리즘은 커넬(Kernel) 함수를 이용하여 비선형 확장 할 수 있다. 입력 공간에 있는 훈련 데이터를 비선형 사상 함수 Φ을 이용하여 차원이 높은 자질 공간(Feature Space)으로 사상 시킨 후 ($\Phi : \chi \rightarrow F$) 자질 공간에서 선형 함수 근사 하고 다시 입력 공간으로 비선형 사상을 하게 되면 비선형 함수 근사를 할 수 있다. 여기서 비선형 사상 함수를 커넬 함수라 한다. 그림 2는 커넬 함수를 이용하여 차원이 높은 자질 공간으로의 사상과 비선형 함수 근사의 관계를 보여준다. 커넬 함수를 이용하여 비선형 함수 근사를 하게 되면 식 (5)의 회귀 함수는 식 (6)과 같이 나타나게 된다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N} (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + bias \quad (6)$$

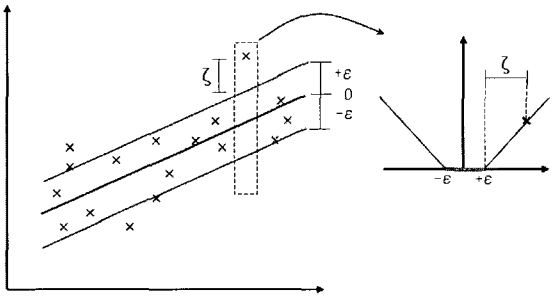


그림 1 ϵ-insensitive loss function
Fig. 1 ϵ-insensitive loss function

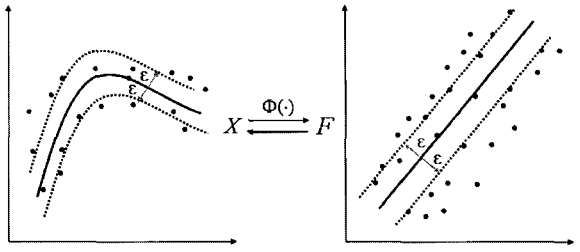


그림 2 커넬 함수를 이용한 비선형 함수 근사
Fig. 2 Nonlinear function approximation using Kernel function

비선형 함수 근사를 가능하게 하는 커넬 함수는 현재 여러 개가 알려져 있으며 그 중에서도 특히 많이 사용되는 커넬 함수를 몇 가지 살펴보면 다음과 같은 것들이 있다[16].

Linear kernel : $k(x, y) = (x \cdot y)$ (7)

Polynomial kernel of degree d :

$$k(x, y) = ((x \cdot y) + 1)^d \ , \ d = 1, \ldots \quad (8)$$

RBF kernel : $$k(x, y) = exp\left(-\frac{(x-y)^2}{2p^2}\right) \quad (9)$$

ERBF kernel : $$k(x, y) = exp\left(-\frac{|x-y|}{2p^2}\right) \quad (10)$$

3. 기계적 상수 추정을 위한 SVR모델의 구성

3.1 관성 추정을 위한 SVR모델의 구성

일반적으로 서보 시스템의 기계 방정식은 다음과 같이 주어진다.

$$T_e(t) = K_t i_q^e = J_m \frac{dw_m(t)}{dt} + T_B(t) + T_L(t) \quad (11)$$

여기서, $T_e(t)$는 전동기 토크, K_t는 토크 상수, i_{qe}는 동기 좌표계상의 토크분 전류, J_m은 관성 계수, $T_B(t)$은 마찰 토크, $T_L(t)$는 부하 토크, $w_m(t)$은 전동기 회전자의 각속도를 나타낸다.

식 (11)에서 마찰 토크/부하 토크가 없다고 가정하면 식 (12)와 같다.

$$T_{Jm} = J_m \frac{dw_m(t)}{dt} \quad (12)$$

여기서, T_{Jm}은 관성에 의해 발생되는 전동기 토크를

나타낸다. 그림 3은 식 (12)의 상황을 나타낸 것으로 마찰 토크/부하 토크가 없을 때 관성과 인가된 토크 면적과의 관계를 간략하게 보여준다. 동일한 속도 변화를 위해서 큰 관성은 큰 토크 면적이 필요함을 알 수 있다. 식 (12)를 적분형으로 바꾸면 식 (13)과 같다.

$$\int_{t_0}^{t} T_{Jm} dt = J_m \triangle w_m \tag{13}$$

식 (13)으로부터, 관성은 속도 차와 그 때 인가된 토크면적의 함수인 것을 알 수 있다.

$$J_m = f\left(\triangle w_m, \int_{t_0}^{t} T_{Jm} dt \right) \tag{14}$$

식 (14)에서 DSP가 이산 적으로 계산한다는 점을 고려하면 적분은 합으로 나타낼 수 있다.

$$J_m = f\left(\Delta w_m, \sum_{k=0}^{n} (T_{Jm}(k) \times T_s) \right) \tag{15}$$

여기서, T_s는 샘플링 주기를 나타낸다.

식 (15)로부터 SVR 관성 모델은 두 개의 입력 벡터(속도 차, 토크 합)가 필요함을 알 수 있다. 본 논문에서는 문제를 간략 화하기 위해 속도 차를 30[rad/sec]으로 고정하여 한 개의 입력 벡터를 가지게 하고 2배, 6배, 11배, 21배의 4개 훈련 데이터를 수집하여 SVR 관성 모델을 구성하였으며, 운전 상황에서 온라인 데이터로부터 속도 차가 30[rad/sec]의 변화가 있을 때마다 관성을 추정하였다. 만약 시스템에 마찰 토크/부하 토크가 존재한다면, 전동기 토크에 마찰 토크/부하 토크가 포함되어있기 때문에 정확한 관성 추정이 어렵다. 이럴 경우 그림 4와 같은 대칭적인 속도 지령을 전동기에 인가하여 전동기 토크로부터 마찰 토크/부하

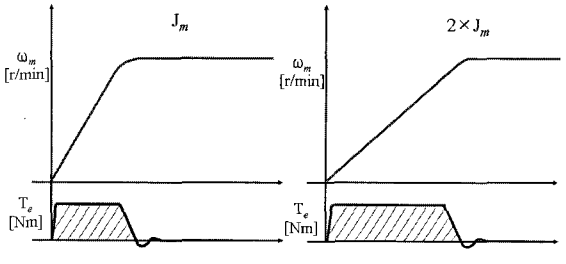


그림 3 인가된 토크 면적과 관성과의 관계
Fig. 3 Relation between applied torque area and inertia

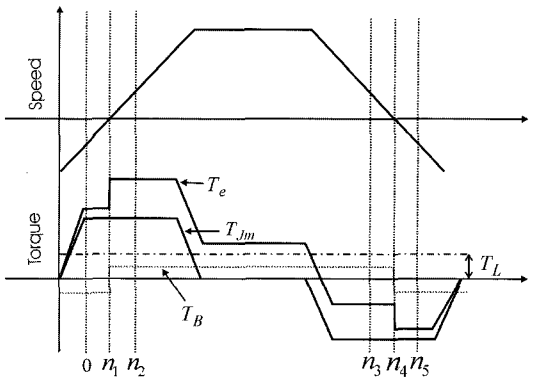


그림 4 초기 마찰 토크/부하 토크 영향 제거를 위한 속도 지령
Fig. 4 Symmetry velocity profile to reject initial disturbance effect

토크의 영향을 제거함으로써 정확한 관성 추정이 가능하다. 그림 4에 보이는 속도 지령은 두 구간으로 구분될 수 있는데, 각각 가속 구간$(n_0 \sim n_2)$, 감속 구간$(n_3 \sim n_5)$이다. 그림에 보이는 것처럼 마찰 토크는 방향성이 있어서 정지 상태를 기준으로 대칭적으로 나타난다. 따라서 가속 구간 또는 감속 구간 한주기의 전동기 토크를 합하면 마찰 토크는 전동기 토크에서 제거되어 식 (16)과 같다.

$$\sum_{k=0}^{n_1} (T_{Jm}(k) - T_B(k)) + \sum_{k=n_1}^{n_2} (T_{Jm}(k) + T_B(k)) = \sum_{k=0}^{n_2} (T_{Jm}(k)) \tag{16a}$$

여기서, $k=0, 1, 2, \ldots, n_1, \ldots, n_2$이다.

$$\sum_{k=n_3}^{n_4} (-T_{Jm}(k) + T_B(k)) + \sum_{k=n_4}^{n_5} (-T_{Jm}(k) - T_B(k)) = \sum_{k=n_3}^{n_5} (-T_{Jm}(k)) \tag{16b}$$

여기서, $k=n_3, n_3+1, n_3+2, \ldots, n_4, \ldots, n_5$이다.

초기 부하 토크가 일정하다면, 가속 구간의 전동기 토크의 합과 감속 구간의 전동기 토크 합의 차를 구하면 식 (17)과 같이 나타나며 이는 전동기 토크에서 마찰 토크/부하 토크가 제거되었음을 의미한다.

$$\sum_{k=0}^{n_2} (T_e(k)) - \sum_{k=n_4}^{n_5} (T_e(k)) = \sum_{k=0}^{n_2} (T_{Jm}(k)) + \sum_{k=n_3}^{n_5} (T_{Jm}(k)) \tag{17}$$

또한 가속 구간의 전동기 토크 합과 감속 구간의 전

동기 토크 합의 합을 구하면 식 (18)과 같이 초기 부하 토크를 알 수 있다.

$$\sum_{k=0}^{n_2}(T_e(k))+\sum_{k=n_3}^{n_5}(T_e(k)) = \sum_{k=0}^{n_2}(T_L(k))+\sum_{k=n_3}^{n_5}(T_L(k)) = nT_L \quad (18)$$

$$T_L=\left(\sum_{k=0}^{n_2}(T_e(k))+\sum_{k=n_3}^{n_5}(T_e(k))\right)/n$$

여기서, $n=n_2+(n_5-n_3)$이다.

결국 대칭적인 속도 지령을 이용하여 마찰 토크/부하 토크의 영향을 배제한 관성에 의한 전동기 토크를 구하여 정확한 관성 추정이 가능하며, 초기 부하 토크도 알 수 있다. 그러나 처음에는 관성과 부하 토크의 정보를 알 수 없으므로 전동기가 정확하게 속도 지령을 추종하기 어렵다. 이 테스트의 목적은 정확하게 속도 지령을 추종하는 것이 아니라 대칭적인 속도 형태만 나타나게 하여 정확한 관성을 추정하고 초기 부하 토크를 구하는데 있다. 정확한 관성이 추정되고 초기 부하 토크를 알 수 있다면, 이를 이용하여 정확한 속도 제어기 이득설정과 마찰 토크 모델 및 SVR 부하 토크 추정기 구성이 가능하기 때문에 운전 상황에서 위치/속도 추종에 대한 높은 정밀도와 빠른 응답특성을 기대할 수 있다.

3.2 마찰 추정을 위한 SVR 모델의 구성

기계 시스템의 대표적인 비선형 요소인 마찰 토크는 저속 영역에서 서보 시스템의 성능을 심각하게 악화시킨다. 저속 영역에서의 큰 마찰 토크는 스틱 슬립(Stick-Slip) 현상을 발생시켜 비교적 큰 위치 에러 및 정착 시간의 지연을 야기 시킨다. 회전 속도 및 마찰 점성에 따른 비선형 마찰 토크의 특성은 비선형 마찰의 정특성과 동특성 양자를 동시에 고려하여야 한다. 전통적인 마찰 토크의 추정 방법은 이러한 비선형 마찰의 특성을 특정한 수학적 모델로 고려하고[17], 이 수학적 모델에 근거하여(Model-Based Approach) 추정하였다. 그러나 이런 접근법은 모델을 너무 간략하게 선택한다면 큰 모델링 에러로 인하여 일반화 성능이 악화되며, 모델을 너무 복잡하게 선택하면 모델 상수의 추정 과정이 너무 복잡하여 실제 시스템의 구현을 어렵게 만든다. 따라서 특정한 모델을 이용하지 않는 추정법(Model- Free Approach)이 마찰 토크 추정에는 적합한 방법이다. SVR을 통한 추정 방법은 특정한 모델을 이용하지 않는 방법이기 때문에 특정한 모델을 이용하는데 따른 문제점을 피할 수 있다. 본 논문에서는 각속도와 그 때의 마찰 토크를 각각 SVR 학습 시 입력 벡터와 출력 벡터로 사용하여 마찰 토크 모델을 구성하였다. 서보 시스템에서 정속 운전 시 발생하는 전동기 토크는 식 (11)에 의해 마찰 토크와 부하 토크를 의미한다.

$$T_e(w_m)=T_B(w_m)+T_L(w_m)\ \text{if}\ w_m=constant \quad (19)$$

여기서 부하 토크를 식 (18)을 이용하여 전동기 토크에서 빼면 특정한 속도에 대한 마찰 토크를 구할 수 있다. 오프-라인 실험을 통하여 여러 속도에서 반복적으로 마찰 토크를 측정하여 다음과 같은 훈련 데이터를 수집할 수 있다.

$$\{(w_m(1),\ T_B(1)),\ (w_m(2),\ T_B(2)),\ \ldots,\ (w_m(k),\ T_B(k))\} \quad (20)$$

오프-라인으로 11개의 훈련 데이터를 수집하여 SVR 학습 방법을 통해 SVR 마찰 모델을 구성하고, 이 SVR 마찰 모델을 이용하여 온-라인으로 마찰 토크를 추정하고 그 값을 전향 보상한다.

3.3 SVR을 이용한 부하 토크 추정기

식 (11)의 서보 시스템의 기계 방정식을 z-변환하면 식 (21)과 같다.

$$w_m(z)=\frac{ai_q^e(z)-bT_B(z)-bT_L(z)}{z-1} \quad (21)$$

$a,\ b$는 다음과 같이 정의된다.

$$a=\frac{T_s}{J_m}K_t$$

$$b=\frac{a}{K_t}$$

식 (21)을 이산 방정식으로 표현하면 다음과 같다.

$$w_m(k)=w_m(k-1)+ai_q^e(k-1)-bT_B(k-1)-bT_L(k-1) \quad (22)$$

훈련 데이터 수집 시 마찰 토크 모델에 의해서 정확히 마찰 토크 추정이 가능하고 부하 토크가 일정하다면 식 (22)는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$w_m(k) = w_m(k-1) + a i_q^e(k-1) - b\hat{T}_B(k-1) - bT_L \tag{23}$$

여기서 a, b는 관성, 샘플링 주기, 토크 상수로부터 계산되어 지는 것이 아니라 훈련 데이터로부터 SVR 학습을 통하여 추정된다. 식 (23)의 관계로부터 입력 벡터$X=[i_q^e(k-1),\ \hat{T}_B(k-1)]$, 출력 벡터$Y=[w_m(k)]$로 하고 선형 커넬을 사용하여 SVR 학습을 수행하였다. 훈련 데이터는 속도 지령을 계단 변경했을 때의 응답에서 50개를 수집하였으며, 식 (6)에 따라서 $\hat{a}$, $\hat{b}$는 다음과 같이 추정된다.

$$\hat{a} = \sum_i^{SV}(\alpha_i - \alpha_i^*) i_{qi}^e(k-1)$$
$$\hat{b} = \sum_i^{SV}(\alpha_i - \alpha_i^*) \hat{T}_{Bi}(k-1) \tag{24}$$

SVR 학습을 통하여 추정된 $\hat{a}$, $\hat{b}$을 이용하여 부하 토크가 변하는 운전 상황의 회전자 속도를 추정하면 식 (25)와 같다.

$$\hat{w_m}(k) = w_m(k-1) + \hat{a} i_q^e(k-1) - \hat{b}\hat{T}_B(k-1) - \hat{b}\hat{T}_L(k-1) \tag{25}$$

여기서, $\hat{T}_B$는 마찰 토크 모델을 이용하여 추정한다.

식 (22)와 (25)에서 실제 값 a, b와 추정한 값 $\hat{a}$, $\hat{b}$가 같고 마찰 토크 모델에 의해 추정된 마찰토크가 실제 마찰 토크와 같다면 실제 속도 w_m과 추정한 속도 $\hat{w_m}$은 정확히 같아야만 하며 두 속도가 다르다면, 부하 토크의 영향에 의한 오차이다. 식 (25)에서 (22)를 빼고 정리하면 다음과 같다.

$$\Delta\hat{T}_L = \frac{1}{\hat{b}}(\hat{w_m}(k) - w_m(k)) \tag{26}$$

여기서 $\Delta\hat{T}_L = T_L(k) - \hat{T}_L(k)$이다.

따라서 부하 토크는 다음과 같이 반복적인 업데이트로 구할 수 있다.

$$\hat{T}_L(k+1) = \hat{T}_L(k) + \Delta\hat{T}_L(k)\eta \tag{27}$$

$$\hat{T}_L(k+1) = \hat{T}_L(k) + \frac{1}{\hat{b}}(\hat{w_m}(k) - w_m(k))\eta \tag{28}$$

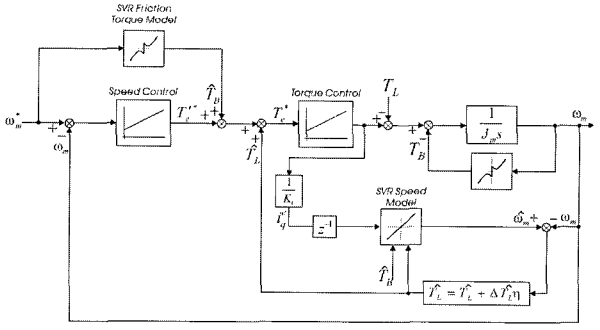


그림 5 부하 토크 보상을 위한 제어 블록도
Fig. 5 Control block diagram for load torque compensatio

여기서, η는 학습률이다.

적절한 학습률을 정하는 것은 부하 토크 추정 성능을 향상시키는 중요한 요소이지만, 아직까지 학습률을 정하는 명확한 방법은 없다. 다만 학습률이 크면 수렴 시간은 빠르나, 노이즈에 의한 영향이 크게 나타난다는 사실은 잘 알려져 있다. 이 때문에 관성이 작은 전동기에 학습률을 크게 하면 추정된 부하 토크의 작은 오차에도 전동기 속도에 큰 영향을 주게 된다. 반대로 관성이 큰 전동기는 추정된 부하 토크 오차의 영향이 속도에 비교적 작게 나타나게 되며, 큰 관성으로 인하여 큰 부하 토크가 전동기에 인가되더라도 속도의 변화가 크지 않기 때문에 부하 토크에 의한 속도 오차가 작으므로 학습률을 높여야 한다. 따라서 학습률을 관성에 비례하도록 설정할 필요가 있다. 부하 토크 추정기에서 관성에 대한 학습률의 이 같은 특징들은 P 속도 제어기의 이득이 관성에 비례하는 것과 같은 특징을 가지며, 식 (28)의 구조 또한 속도 오차로부터 토크 지령을 만드는 P 속도 제어기와 매우 유사하다. 그러나 추정된 부하 토크가 속도 제어에 이용되기 위해서는 부하 토크 추정기의 응답 속도가 속도 제어기의 응답 속도 보다 빨라야만 한다. 따라서 본 논문에서는 $\frac{\eta}{\hat{b}}$을 P 속도 제어기 이득의 6배로 설정하였다.

$$\eta = \hat{b} \times K_{sp} \times 6 \tag{29}$$

그림 5는 마찰 토크 모델과 SVR 속도 모델을 이용하여 마찰 토크/부하 토크를 추정하고 이를 전향 보상하는 블록선도 나타내고 있다. 부하 토크는 실제 속도와 추정 속도의 차를 이용하여 실제 속도와 추정 속도가 같아지도록 부하 토크를 계속 업데이트하며 추정한

다. 이 때 마찰 토크 모델에 의해 추정된 마찰 토크를 SVR 속도 모델의 마찰 토크 항에 대입한다. 추정된 마찰 토크/부하 토크는 전향 보상된다.

3.4 SVR 학습 시 고려해야 할 사항들

- 커넬 함수의 선택은 모델 구조와 연관지어 생각해야 한다. 본 논문에서는 관성 모델과 부하 토크 추정기의 모델은 선형적인 특성을 가지므로 선형 커넬을 사용하였다. 마찰 토크는 비선형적인 특성을 가지므로 비선형 커넬 함수를 이용하여야 하는데, 회전 속도 및 마찰 점성에 따른 비선형 마찰 토크는 연속적이고 미분 가능한 특성을 지닌다. 따라서 이러한 특성을 가지는 비선형 커넬 함수 중에 구현하기 쉽고, 비교적 성능도 우수한 것으로 알려진 RBF 커넬을 이용하여 마찰 토크를 모델링 하였다.

- C는 모델의 복잡도를 결정하는 요소이다. 일반적으로 C가 작을수록 보다 간단한 모델을 선호하게 되는 효과를 지니게 되며 C를 무한대에 값에 가까이 설정하게 될 경우, 모든 훈련 데이터의 학습 에러를 작게 하는 모델 즉 복잡한 모델을 만들게 된다.

  그림 6과 7은 같은 훈련 데이터에 대해 다른 C를 적용하여 SVR 학습한 경우에 만들어진 모델이다. 같은 훈련 데이터에 대해 C를 크게 설정한 그림 7의 SVR 학습 결과가 그림 6의 학습 결과보다 복잡한 모델이 만들어짐을 알 수 있다. 만약 훈련 데이터에 노이즈가 포함되어져 있지 않다면 학습 에러가 가장 작은 것이 일반화 에러도 가장 작음을 뜻한다. 그러나 훈련 데이터에 노이즈가 포함되어져 있다면 학습 에러가 작다고 하더라도 일반화 에러는 커지기 때문에 C를 작게 하여 모델을 단순하게 만들 필요가 있다. 그러나 C를 너무 작게 설정하면 모델이 너무 단순해져 실제 시스템을 제대로 표현하지 못하여 일반화 에러가 커지게 된다. 따라서 적절한 C를 선택하는 것은 결국 모델의 복잡도를 조정할 뿐만 아니라 SVR의 일반화 성능도 높이는 효과를 가지게 된다. 현재 C를 훈련 데이터를 통해서 자동으로 설정하는 방법들이 활발히 연구되어 훌륭한 연구 성과가 나와 있는 상태이며, 본 논문에서는 Vladimir Cherkassky *et al.*가 제안한 방법[18]에 따라 다음과 같이 설정하였다.

$$C = max(|\bar{y} + 3\sigma_y|, |\bar{y} - 3\sigma_y|) \tag{30}$$

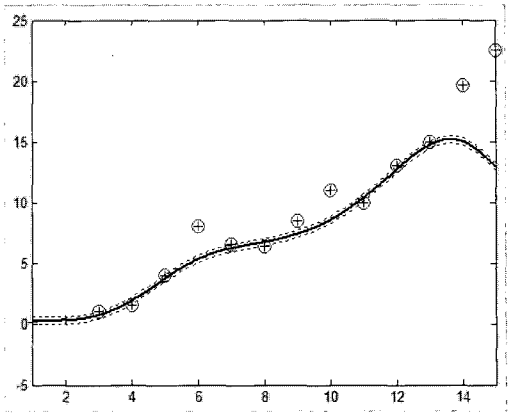


그림 6 C를 작게 설정했을 때 훈련결과
Fig. 6 Training result for small parameter C

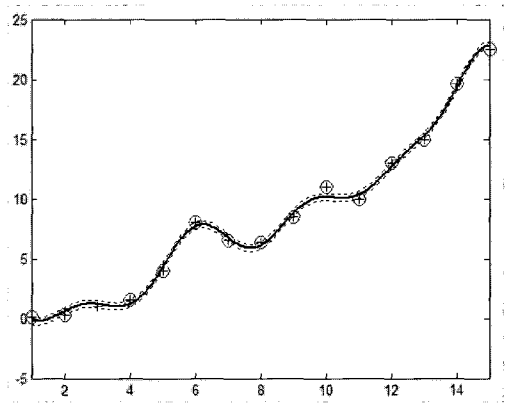


그림 7 C를 크게 설정했을 때 훈련결과
Fig. 7 Training result for large parameter C

여기서, $\bar{y}$와 σ_y는 각각 훈련 데이터 y의 평균과 표준편차를 나타낸다.

ϵ은 ϵ-tube의 폭을 결정하는 요소로써 훈련 데이터의 노이즈에 따라 조정될 수 있으며, 이 값에 따라 SVR 회귀 함수를 구성하는 지원 벡터의 개수에 영향을 준다. ϵ이 커지면 커질수록 지원 벡터의 개수는 작아지며, 이 ϵ은 C와 다른 형태로 모델의 복잡성에 영향을 준다. 본 논문에서는 Vladimir Cherkassky *et al.*가 제안한 방법[18]에 따라 훈련 데이터에서 노이즈의 분산을 추정하고 이를 이용하여 다음과 같은 방법으로 ϵ을 정하였다.

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{3N^{1/5}}{3N^{1/5}-1} \cdot \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{31}$$

$$\epsilon = 0.5\sigma\sqrt{\frac{lnN}{N}} \tag{32}$$

여기서, $\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2$은 최소자승오차이다.

그러나 이 방법은 선형 커널에만 사용할 수 있기 때문에 관성 모델과 부하 토크 추정기를 위한 속도 모델에는 위와 같은 방법을 이용하고 비선형 RBF 커널을 사용하는 마찰 토크 모델은 최적의 마찰 토크 모델이 생성되도록 시행착오를 통하여 ϵ을 정하였다.

- 마찰 토크를 모델링할 때 비선형 RBF 커널이 사용되었는데, SVR 학습 시 RBF 커널을 사용하기 위해서는 학습 전에 방사형 기저 함수의 폭(RBF Width Parameter)을 결정하는 p를 선정해야만 한다. p는 훈련 데이터의 입력 범위를 이용하여 근사적으로 선정할 수 있다[18]. 보통 일차원 입력 벡터를 가질 경우는 $p \sim (0.1-0.5)\times range(x)$로 선정하며, d-차원의 입력 벡터를 가질 경우는 $p^d \sim (0.1-0.5)$로 선정한다. 여기서 d개의 입력 벡터는 [0,1]로 스케일링한다. 본 논문에서 마찰 토크 모델은 일차원 입력 벡터를 가지는 점을 고려하여 다음과 같이 선정하였다.

$$p = 0.3 \times range(x) \tag{33}$$

- 식 (6)과 같은 SVR 회귀 함수를 구성하기 위해서는 식 (3)의 볼록 최적화 문제의 해를 구해야만 한다. 이 해를 구하는 방법은 여러 가지가 있는데 본 논문에서는 소규모 학습 데이터에 대하여 정확하고 신뢰할만한 해를 구해주는 것으로 알려진 Interior Point Algorithm을 구현한 상용 LOQO[19]를 사용하여 볼록 최적화 문제의 해를 구하였다. Interior Point Algorithm이 해를 구하는 방법을 간략히 살펴보면, 식 (3)과 같은 Primal Form의 볼록 최적화의 문제를 Dual Form으로 바꾼 후 해를 구한다. 이 때 볼록 최적화 문제의 해를 구하는 것은 비선형 시스템의 해를 구하는 것이므로 직접 해를 구하는 것이 어렵기 때문에 비선형 시스템을 선형화하고 Predictor-Corrector 방법을 도입하여 선형화된 시스템의 해를 구한다. Interior Point Algorithm은 볼록 최적화 문제의 해를 한 번에 정확한 해를 구하는 것이 아니라 주어진 μ에 대해서 선형화된 시스템의 가능해(Feasible Solution)를 구하고 μ를 점차 줄여

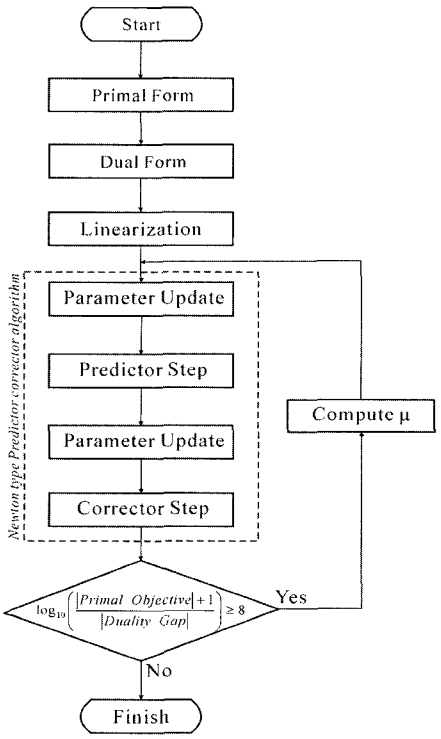


그림 8 Interior point algorithm의 순서도
Fig. 8 Flow chart of primal-dual interior point algorithm

가면서 최적해를 찾아 가는 방법이다. Predictor-Corrector 방법을 이용하여 구하여진 가능해가 얼마나 최적해에 근접하였는가는 Duality Gap을 이용하여 판단한다. Interior Point Algorithm의 간략한 순서도는 그림 8과 같다.

4. 시뮬레이션 결과

제안된 방법의 타당성을 검증하기 위해 400[W]급 서보 전동기를 대상으로 MATLAB/Simulink로 시뮬레이션을 수행하였다. 스위칭 주파수는 10[KHz], 전류 제어기와 속도 제어기의 샘플링 주기는 각각 50[μs], 200[μs]로 설정하였다. 표 1은 시뮬레이션에 사용된 서보 전동기의 주요 상수들을 나타낸다. 그림 9는 10배의 전체 관성을 가지는 시스템에 대해 속도 지령을 0[r/min]에서 1000[r/min]으로 계단 변경했을 때 SVR 관성 모델의 추정 성능을 보여주고 있다. 정격 토크의 25%에 해당하는 부하 토크와 정격 속도에서 10%의 마찰 토크가 존재할 때 초기 제어기 이득은 입력된 관성이 오차가 있는 상황을 가정하여 전체 관성의 20%로 설정하였다. (a)에서 초기 부하 토크와 부정확한 관

표 1 서보 전동기 상수
Table 1 RATINGS AND KNOWN PARAMETER OF SERVO MOTOR UNDER TEST

3-phase, 220[V], 400[W], 8 Poles	
정격 속도	3000 r/min
토크 상수	0.332 Nm/A
자체 관성	3.6×10^{-5} Kg-m^2

성 설정으로 인하여 계단 지령에 대한 속도 응답이 심한 오버슈트/언더슈트를 유발하지만 그림 4와 같은 대칭적인 속도 지령을 인가하여 전동기 토크에서 부하 토크/마찰 토크를 제거하여 정확한 관성을 추정함으로써 오버슈트/언더슈트 없는 우수한 속도 응답 특성을 얻을 수 있다. (b)에서 SVR 관성 모델을 이용하여 서보 시스템의 전체 관성을 추정하여 제어기 이득을 조정함으로써 초기 부정확한 관성 정보로 인해 잘못된 제어기 이득을 설정하였을 때보다 빨리 전동기 토크가 정상 상태에 수렴하고 있다. 정상 상태에서 전동기 토크에 옵셋이 존재하는데 이는 서보 시스템에 마찰 토크/부하 토크가 있음을 의미한다. (c)에서는 마찰 토크/부하 토크가 존재함에도 불구하고 SVR 관성 모델이 정확하게 실제 관성인 10배 관성을 추정하고 있다.

그림 10은 관성이 0.1초에 자체 관성의 6배, 0.7초에 자체 관성의 11배, 1.3초에 자체 관성의 21배로 변할 때의 응답을 보이고 있다. 이 때 제어기는 초기에 자체 관성의 2배로 설정하였으며, 마찰 토크/부하 토크는 인가하지 않았다. 만약 마찰 토크/부하 토크가 존재한다면 SVR 마찰 모델과 식 (18)을 이용하여 마찰 토크/부하 토크를 보상할 수 있다. (a)에서 관성의 변화를 제어기에 반영하지 않는 경우에는 실제 관성이 제어기에 설정된 관성과의 오차가 커짐에 따라 점점 더 심한 오버슈트/언더슈트가 일어남을 볼 수 있다. 그러나 SVR 관성 모델을 이용하여 관성의 변화를 추정하고제어기에 이를 반영함으로써 오버슈트/언더슈트 없는 우수한 속도 응답 특성을 얻을 수 있다. (b)에서는 관성의 변화를 추정하여 제어기에 반영함으로써 전동기 토크가 빠르게 정상 상태에 수렴함을 확인할 수 있으며, 이는 (c)에서 나타난 것처럼 SVR 관성 모델이 정확하고 빠르게 실제 관성을 추정하기 때문에 가능하다.

그림 11은 0.1초부터 1000[r/min]으로 정속 운전하는 전동기에 초기 25%의 부하 토크가 0.4초에 50%, 0.8초에 0%로 변동하였을 경우 응답을 나타낸다. (b)의 속도를 확대한 파형에서 SVR 부하 토크 추정기를 이용하여 부하 토크를 추정하여 전향 제어 하지 않을 경우에는 부하 변화 시 큰 속도 변동과 긴속도 회복 시간이 필요하지만 부하 토크를 전향 제어할 경우는 비교적 작은 속도 변동과 짧은 속도 회복 시간을 가지는 부하 변화에 강인한 속도 응답을 얻을 수 있다. (c)에서 추정된 부하 토크를 전향 제어함으로써 전동기 토크가 빠르게 정상 상태에 도달하며, (d)는 SVR 부하 토크 추정기가 빠르고 정확하게 실제 부하 토크를 추정하고 있음을 보여준다.

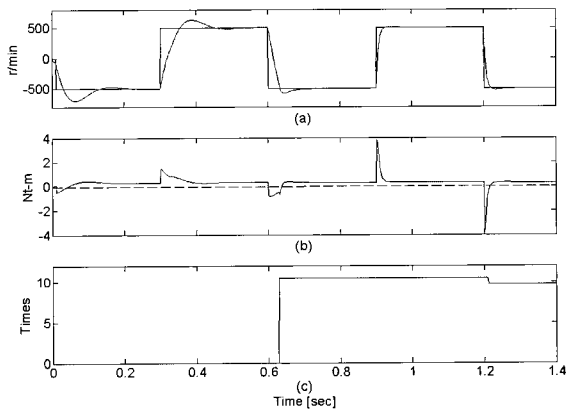


그림 9 초기 정격 토크의 25% 부하 토크와 10%의 마찰 토크 존재 시 관성 추정 (a)속도 지령/실제 속도 (b) 전동기 토크 (C) 추정된 관성

Fig. 9 Initial inertia estimation result under 25% rated static load and 10% rated friction torque (a) Velocity command/feedback (b) Motor torque (c) Estimated inertia

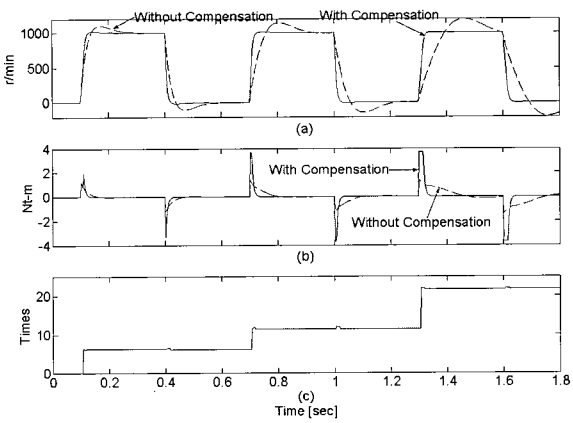


그림 10 관성 변화에 대한 응답 (a)속도 (b) 전동기 토크 (c) 추정된 관성

Fig. 10 On-line inertia estimation result under stepwise inertia variation (a) Velocity feedback (b) Motor torque (c) Estimated inertia

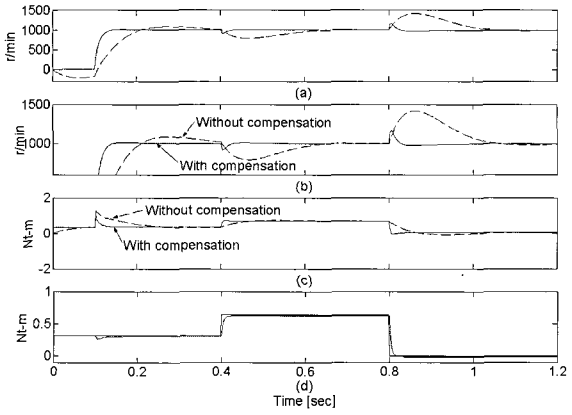


그림 11 부하 변화에 대한 외란 보상 특성 $\left(\frac{1}{4}T_L[p.u] \rightarrow \frac{1}{2}T_L[p.u] \rightarrow 0\right)$
(a)속도 (b)확대한 속도 (c)전동기 토크
(d)실제 토크/추정 토크

Fig. 11 Comparison results on load torque compensation performance $\left(\frac{1}{4}T_L[p.u] \rightarrow \frac{1}{2}T_L[p.u] \rightarrow 0\right)$
(a)Velocity feedback (b)Velocity feedback with magnified vertical range (c)Motor torque (d)Applied and estimated load torque

4. 실험 결과

제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 Samsung-Rockwell사의 CSD3 400[W]급 서보 구동 장치에 SVR 알고리즘을 구현하고 220[V], 400[W]급 서보 전동기에 대하여 실험을 수행하였다. 그림 12는 관성 추정 실험과 부하 토크 추정 실험을 수행하기 위해 연구실에서 구성한 실험 장치로, 관성 추정 실험은 실험 장치에서 한쪽 전동기를 분리하고 대신 관성 부하를 전동기에 연결하여 관성 추정 실험을 수행하였다. 매 실험마다 관성 비는 고정되어 있으며, 관성 부하는 전동기 자체 관성의 1배에서 20배로 다양하게 변화시키며 서보 시스템 전체 관성을 추정하였다. 부하 토크 추정 실험은 그림에 보이는 것처럼 두 개의 전동기를 직결하고 각각에 서보 구동 장치를 연결해서 한쪽시스템은 속도 제어를 하고 다른 쪽 시스템은 부하 토크를 인가하여 부하 토크 추정 실험을 수행하였다.

그림 13은 마찰 토크 추정 실험을 수행한 볼 스크루 시스템이다. 각 실험에 사용된 서보 구동 장치의 CPU는 120[MHz] 클록으로 동작하는 TMS320VC33 DSP를 사용하였으며, 속도 정보를 위해 전동기 축에 1024[p/r]의 분해능을 가지는 엔코더를 연결하였다. 실험 조건은 시뮬레이션과 동일하다.

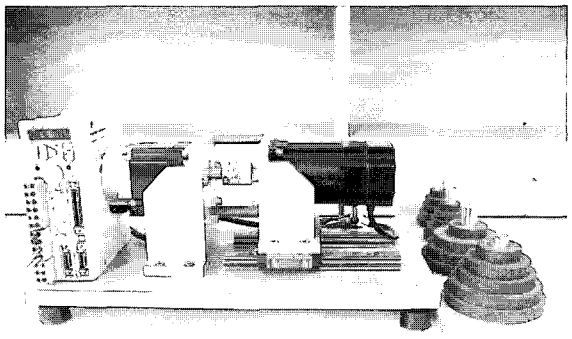


그림 12 관성 추정/부하 토크 추정을 위한 서보 시스템 및 관성 부하

Fig. 12 Servo system and load inertias for inertia/load torque estimation

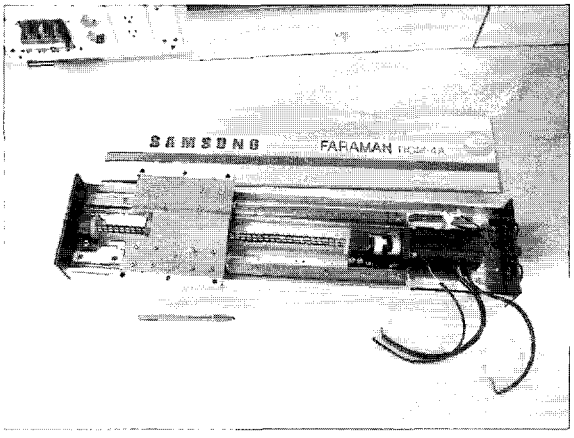


그림 13 마찰 토크 추정을 위한 볼 스크루 시스템

Fig. 13 Screwball system for friction torque test

4.1 관성 추정

그림 14는 시뮬레이션을 통해 수집된 훈련 데이터로부터 SVR 학습을 통하여 만들어진 SVR 관성 모델이며, 실험에서도 시뮬레이션에서 사용한 SVR 관성 모델을 그대로 사용하였다. 학습 시 선형 커널을 사용하였으며 C, ϵ는 식 (30)과 (32)에 의해서 각각 34.6, 0.5이다.

그림 15는 그림 14의 SVR 관성 모델을 이용하여 관성을 추정한 실험 결과를 보이고 있다. 이 실험에서 자체 관성의 20배에 해당하는 관성 부하가 전동기 축에 직결되어 있으며, 초기에 속도 제어기의 이득을 자체 관성의 4배로 설정하였다. 속도 지령을 0[r/min]에서 1000[r/min]으로 계단 변경하였을 때 위에서부터

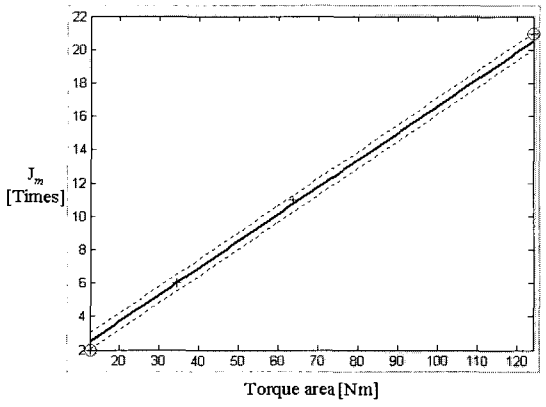


그림 14 관성 추정을 위한 SVR 모델
Fig. 14 SVR model for inertia estimation

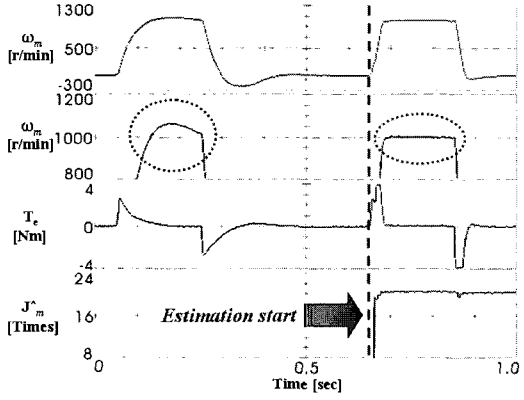


그림 15 20배 관성 부하에 대한 추정 실험 결과
Fig. 15 Experimental results of moment of inertia adaptation under 20 times load inertia

속도 응답, 속도 응답을 확대한 파형, 전동기 토크 및 추정된 관성을 나타낸다. 속도 응답을 확대한 두 번째 파형에서 관성 추정을 하기 전에는 약 100[r/min]의 오버슈트가 일어나지만 관성 추정이 시작되자마자 오버 슈트가 사라지며, 세 번째 토크 파형에서 관성 추정이 시작되고 난 후에 전동기 토크가 정상 상태에 수렴하는 시간이 훨씬 짧아짐을 볼 수 있는데, 이는 관성 추정이 성공적으로 이루어졌음을 의미한다. 이 실험에서 마찰 토크는 매우 작으며 부하 토크는 인가하지 않았다

4.2 마찰 토크 추정

그림 16은 실험을 통해 수집된 훈련 데이터로부터 SVR 학습을 통하여 만들어진 마찰 토크 모델이다. 학습 시 비선형 RBF 커널을 사용하였으며 C, p는 식 (30)과 (33)에 의해서 각각 0.1, 0.105, ϵ은 최적의 모델

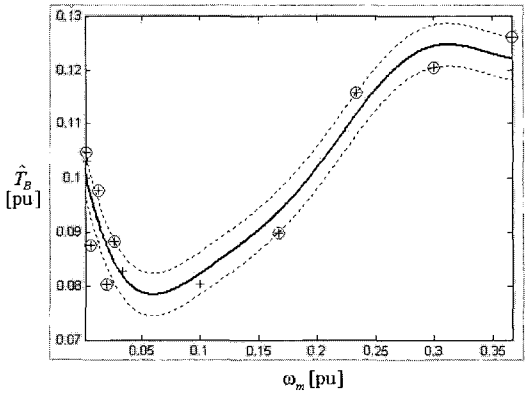
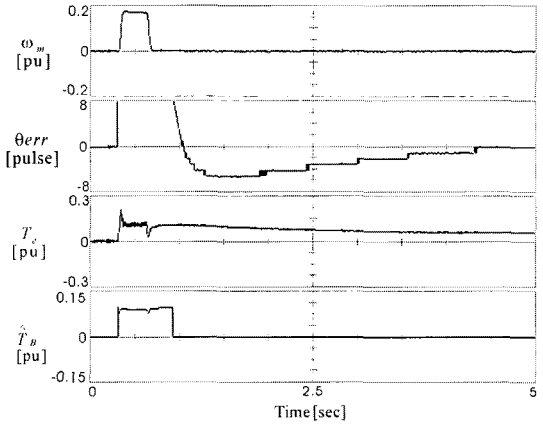
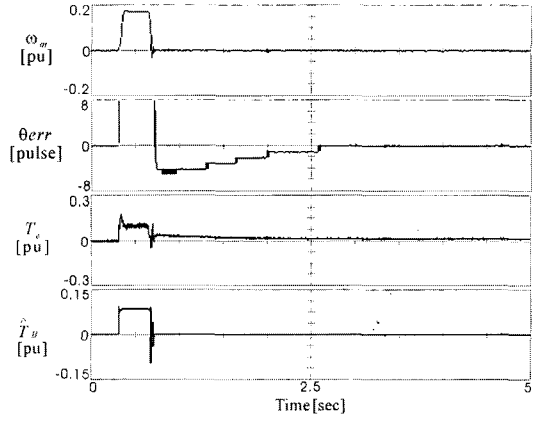


그림 16 마찰 토크 추정을 위한 SVR 모델
Fig. 16 SVR model for friction torque estimation



(a)



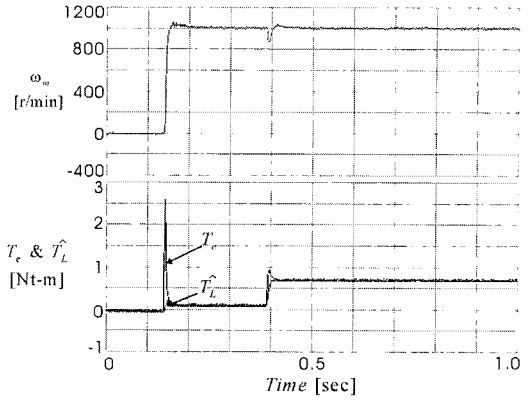
(b)

그림 17 비선형 마찰 토크에 대한 서보 시스템의 응답
(a)기존의 위치 제어기의 경우
(b)제안된 방식의 경우
Fig. 17 Servo system reponses for Nonlinear friction torque (a)Conventional position control (b)Proposed position control

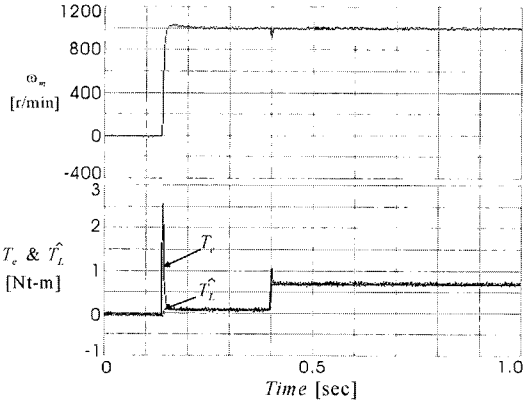
이 구성될 수 있도록 시행착오를 통해 0.002로 설정하였다. 그림 17은 2배의 관성 부하를 가지는 볼 스크루 시스템의 비선형 마찰 토크에 대한 응답을 나타낸다. 위에서부터 속도 응답, 위치 에러, 전동기 토크 및 SVR 모델을 이용한 마찰 토크를 모니터링한 파형을 보이고 있다. 마찰 토크의 보상이 없는 상용 위치 제어기인 (a)의 경우는 비선형적인 마찰 토크 때문에 저속 영역에서 위치 추종 특성이 나빠져서 정착 시간이 오래 걸림을 알 수 있다. 그러나 제안된 방식인 (b)의 경우는 (a)의 제어기에서 그림 16의 SVR 마찰 토크 모델을 이용하여 속도 지령에 대해 마찰 토크를 추정하고 추정된 값을 전향 보상하였다. 그 결과 위치 에러와 전동기 토크가 마찰 토크 전향 보상 없는 상용 위치 제어기에 비하여 훨씬 빨리 정상 상태에 수렴하고 있으며 위치 에러가 정상 상태에 도달하는데 상용 위치 제어기에 비해 약 2초 정도 단축되었다.

4.3 부하 토크 추정

부하 토크 추정기를 구성하기 위해 시뮬레이션을 통해 수집된 훈련 데이터로부터 선형 커넬을 사용하여 속도 모델을 만들었으며 C, ϵ은 식 (30)과 (32)에 의해서 각각 147.6, 0.01이다. 본 실험에서 사용된 부하 토크 추정기는 시뮬레이션에서 사용된 부하 토크 추정기와 동일하다. 그림 18은 일정속도 1000[r/min]으로 회전하는 전동기에 부하 토크를 정격 토크의 0%에서 50%로 계단 변경하였을 경우의 외란 보상 특성을 나타낸 것이다. (a)는 여러 번의 시행착오를 해 잘 튜닝된 관측기를[20] 이용하여 부하 토크를 추정하고 이를 전향 제어 한 경우로, 임팩트 부하에 대해 속도 응답 특성이 비교적 양호함을 알 수 있다. 그러나 관측기를 구성하기 위해서는 관성 등 관측기 모델 상수가 정확해야 하며, 관측기 이득에 따라 관측기 동특성이 달라지는 문제점이 있다. (b)는 SVR 부하 토크 관측기를 이용하여 부하 토크를 추정하고 이를 전향 제어한 경우로 (a)의 경우보다 속도 변동 및 속도 회복 시간이 개선되었음을 확인할 수 있으며, 특히 SVR 부하 토크 관측기는 학습을 통하여 관측기가 구성되기 때문에 (a)의 관측기처럼 관성 등과 같이 관측기 모델 상수를 필요로 하지 않는다.



(a)



(b)

그림 18 부하 변화에 대한 외란보상특성 $\left(0 \rightarrow \frac{1}{2} T_L[p.u]\right)$

(a) 관측기를 이용하여 부하 토크 전향 제어
(b) SVR 부하 토크 관측기를 이용하여 부하 토크 전향 제어

Fig. 18 Comparison results of load torque estimation under half-rated impact load $\left(0 \rightarrow \frac{1}{2} T_L[p.u]\right)$

(a) Load torque feed forward control using observer (b) Load torque feed forward control using SVR load torque observer

5. 결 론

본 논문에서는 SVR 알고리즘을 사용하여 서보 시스템의 관성, 마찰 토크 및 부하 토크를 추정하였다. SVR을 이용하여 관성 모델 및 마찰 토크 모델과 부하 토크 추정기를 만들고 이를 이용하여 온라인으로 관성 및 마찰 토크와 부하 토크를 성공적으로 추정하였으며, 추정된 값들을 제어기에 반영함으로서 제어 성능이 향상됨을 확인하였다. 제안된 추정 방법의 타당성을 검증하기 위하여 400[W]급 서보 전동기를 대상으로 다양한 시뮬레이션 및 실험을 수행하였다.

이 논문은 2003년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음. (KRF-2003-041-D00245)

참 고 문 헌

[1] M. Iwasaki et al., "Robust Speed Control of IM with Torque Feedforward Control," IEEE Trans. Ind. Electronics, Vol.40, No. 6, pp.553-560, 1993.

[2] 이동희, 최철, 김철우, "이중 속도 제어 구조에 의한 서보 제어기의 비선형 마찰 토크 보상," *전력전자학회 논문지*, 612-619, 2004.

[3] Ichiro Awaya, Yoshiki Kato, Iwao Miyake, and Masami Ito, "New Motion control with Inertia Identification Function using Disturbance Observer," Proc. of IECON'92, Vol.1, pp.77-81, 1992.

[4] 이교범, 송중호, 최익, 유지윤, "확장 루엔버거 관측기를 이용한 전동기의 저속 성능 향상", *전력전자학회 논문지*, pp.231-239, 2004.

[5] T. Fukuda and T. Shibata, "Theory and Applications of Neural Networks for Industrial Control System", IEEE Trans. on Ind. Electronics, Vol.39, pp.472-489, Dec., 1992.

[6] C. Huang, T. Chen, and C. Huang, "Robust Control of Induction Motor with a Neural-Network Load Torque Estimator and a Neural-Network Identification", IEEE Trans. on Ind. Electronics, Vol.46, pp.990-998, Oct. 1999.

[7] T. Chen and T. Sheu, "Model Reference Neural Network Controller for Induction Motor Speed Control", IEEE Trans. on Energy Conversion, vol,17, pp.157-163, June. 2002.

[8] C. Cortes and V. Vapnik, "Support vector networks", M. Learning, 20:273-297, 1995.

[9] V. Vapnik, The Nature of Statistical Learning Theory., Springer, 1995.

[10] V. Vapnik, Statistical Learning Theory. New York:Wiley, 1998.

[11] B. Schölkopf et al,. "Comparing support vector machines with Gaussian kernels to radial basis function classifier," IEEE Trans. Signal Processing, Vol.45, pp.2758-2765, 1997.

[12] B. Boser, I. Guyon, and V. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers", presented at the 5th Annu. Workshop Comput. Learning Theory, 1992.

[13] H. Druker et al., "Support Vector regression machines", In Neural Information Processing Systems. Cambridge, A:MIT Press, Vol.9, 1997.

[14] A. J. Smola and B. Schölkopf, "A tutorial on support vector regression", Royal Holloway College, London, U.K,. Neuro COLT Tech. Rep. TR-1998-030, 1998.[1] ANSI C63.4-1992.

[15] 이교범, 유지윤, "방사형 기저 함수망 외란관측기를 이용한 서보시스템의 저속응답 성능개선", *전력전자학회 논문지*, pp.467-477, 2004.

[16] B. Schölkopf and A. J. Smola, "Learning with Kernels"., MIT Press, Cambridge, MA, 2002.

[17] B. Armstron-Helouvry, P. Dupont and C. Canudas de Wit,, "A servey of models, analysis tools and compensation methods for the control of machines with friction," Automatica, Vol. 30, pp.1083-1138, 1994.

[18] Vladimir Cherkassky and Yunqian Ma, "Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression," Neural Networks, Vol.17, pp.113-126, 2004.

[19] R. J. Vanderbei. "LOQO: An interior point code for quadratic programming",. TRSOR-94-15, Statistics and Operations Research, Princeton Univ., NJ, 1994.

[20] 설승기 "전기기기제어론", 브레인 코리아, 2002, 8.

저 자 소 개

조경래(趙慶來)

1977년 12월 25일생. 2003년 영남대 공대 전기·전자공학부 졸업. 2005년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2005년~현재 영남대 전기공학과 박사과정.

석줄기(石줄기)

1992년 서울대 전기공학과 졸업. 1994년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1998년 동 대학원 전기공학부 졸업(공박). 1998년~2001년 삼성전자 생산기술센터 자동화연구소 책임연구원. 현재 영남대 전기공학과 조교수. 당 학회 학술위원.