

운전 데이터를 이용한 SVR 기반의 실시간 부하 토크 관측기

조경래, 석줄기, 이동춘
영남대학교 전기공학과

SVR-based On-Line Load Torque Observer from Operating Data

Kyung-Rae Cho, Jul-Ki Seok and Dong-Choon Lee
Yeungnam University

ABSTRACT

최근의 산업용 서보 구동 응용 분야에서는 전 운전 영역에서 위치 추종에 대한 높은 정밀도와 빠른 응답 특성이 요구된다. 그러나 부하 외란은 시스템의 속도 응답 특성을 나쁘게 하여 위치 추종에 대한 빠른 응답 특성과 높은 정밀도를 기대하기 어렵게 만든다. 따라서 고성능 위치/속도 제어를 위해서는 부하 토크의 추정이 필수적이다. 본 논문에서는 SVR에 기반한 실시간 부하 토크 관측기를 제안한다. 제안된 방법은 오프라인 SVR 학습을 통하여 부하 토크 관측기를 만들고, 운전 데이터로부터 부하 토크를 추정하여 실시간으로 전향 보상한다. 제안된 방법의 타당성을 위해 다양한 실험을 수행하였다.

1. 서론

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 특성과 연관지어 고려해야만 한다. 서보 구동 시스템의 속도 제어기는 대부분 간단하면서 구현하기 쉬운 PI 속도 제어기를 사용한다. 그러나 PI 속도 제어기만으로는 다양한 부하 변화에 대한 고성능 속도 제어를 기대하기 어렵다. 이런 경우 부하 토크를 정확히 알 수 있다면, 토크 전향 제어(Torque Feed-Forward Control)를 통하여 부하 외란을 보상할 수 있다^[1].

본 논문에서는 최근 학습 알고리즘으로 널리 쓰이고 있는 SVM (Support Vector Machines)을 이용하여 산업용 서보 시스템의 부하 토크를 추정하고자 한다. SVM은 Vapnik에 의해 고안된 VC이론을 기반으로 명확한 수학적 이론에 근거하며^[2], SVM의 성능은 다른 학습

알고리즘에 비해 뛰어난 것으로 알려져 있다. 최근 SVM은 Classification, Time Series Prediction, Regression의 다양한 분야에 성공적으로 사용되어지고 있는데, 특히 SVM이 추정(Regression Estimation) 알고리즘으로 사용될 때 SVR(Support Vector Regression)이라 한다.

제안된 SVR 알고리즘은 서보 시스템에 구현되어져 온 라인 데이터로부터 부하 토크를 추정하고 전향 보상한다. 제안된 추정 방법의 타당성을 검증하기 위하여 400[W]급 서보 모터를 대상으로 다양한 실험을 수행하였다.

2. Support Vector Regression

훈련 데이터 $\{(x_i, y_i), \dots, (x_N, y_N)\} \subset \mathcal{X} \times \mathcal{R}$ 가 주어졌다고 가정한다. 여기서 N 은 훈련 데이터의 개수, x 는 입력 벡터, y 는 출력 벡터, \mathcal{X} 는 입력 공간 \mathcal{R}^m 을 나타낸다. Vapnik이 제안한 ϵ -SV regression^[2]은 모든 훈련 데이터에 대해서 실제 목표 값 y_i 들로부터 최고 ϵ (무감각 모수, Insensitive Parameter) 만큼의 편차 내에 있으며 가능한 작은 크기의 w 을 가지는 함수 $f(x)$ 를 찾는 것이다. 여기서 ϵ 보다 작은 훈련 데이터의 오차는 무시한다. 위와 같은 조건을 만족하는 선형 함수 f 를 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$f(x) = \langle w, x \rangle + bias \text{ with } w \in \mathcal{X}, bias \in \mathcal{R} \quad (1)$$

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

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ & \text{subject to } \begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - bias \leq \epsilon \\ \langle w, x_i \rangle + bias - y_i \leq \epsilon \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

그러나 ϵ -tube 바깥에 훈련 데이터가 존재한다면

식 (2)은 성립하지 않는다. 따라서 ϵ -tube 바깥에 훈련 데이터가 존재해도 블록 최적화의 문제가 성립하도록 슬랙 변수(Slack Variable) ξ_i, ξ_i^* 을 도입하여 블록 최적화의 문제를 새로 구성하면 식 (3)과 같다.

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

여기서 0보다 큰 값을 가지는 상수 C 는 함수 f 가 ϵ -tube 바깥에 있는 훈련 데이터에 대해서 오차 허용 범위를 결정한다. 식 (3)의 최적화 문제는 Dual Formation에서 쉽게 해를 구할 수 있다는 것이 알려져 있으며^[3], 식 (3)을 Dual Optimization 문제로 나타낸 후 해를 구하면 식 (4)과 같다.

$$f(x) = \sum_{i=1}^N (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle x_i, x \rangle + \text{bias} \quad (4)$$

식 (4)의 선형 SVR 알고리즘은 커널(Kernel) 함수를 이용하여 비선형 확장 할 수 있다. 커널 함수를 이용하여 비선형 함수 근사를 하게 되면 식 (4)의 회귀 함수(Regression Function)는 식 (5)과 같이 나타나게 된다.

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

비선형 함수 근사를 가능하게 하는 커널 함수는 현재 여러 개가 알려져 있으며 그중에서도 특히 많이 사용되는 커널 함수를 몇 가지 살펴보면 다음과 같은 것들이 있다^[4].

$$\text{Linear kernel : } k(x, y) = (x \cdot y) \quad (6)$$

Polynomial kernel of degree d :

$$k(x, y) = ((x \cdot y) + 1)^d, d = 1, \dots \quad (7)$$

$$\text{RBF kernel : } k(x, y) = \exp\left(-\frac{(x-y)^2}{2p^2}\right) \quad (8)$$

2. SVR을 이용한 부하 토크 관측기

일반적으로 서보 시스템의 기계 방정식은 다음과 같이 주어진다.

$$T_c(t) = K_t i_q^e = J_m \frac{dw_m(t)}{dt} + B_m w_m(t) + T_L(t) \quad (9)$$

여기서, $T_c(t)$ 는 전동기 토크, K_t 는 토크 상수, i_q^e 는 동기 좌표계상의 토크분 전류, J_m 은 관성 계수, B_m 은 점성 마찰 계수, $T_L(t)$ 는 부하 토크, $w_m(t)$ 은 전동기 회전자의 각속도를 나타낸다. 식 (9) 서보 시스템의 기계 방정식을 z -변환하면 식

(10)과 같다.

$$w_m(z) = \frac{bi_q^e(z) - cT_L(z)}{z - a} \quad (10)$$

a, b, c 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} a &= \exp(-B_m T_s / J_m) \\ b &= K_t(1-a) / B_m \\ c &= b / K_t \end{aligned}$$

여기서, T_s 는 샘플링 주기를 나타낸다.

식 (10)을 이산방정식으로 표현하면 다음과 같다.

$$w_m(k) = aw_m(k-1) + bi_q^e(k-1) - cT_L(k-1) \quad (11)$$

훈련 데이터 수집 시 부하 토크가 일정하다면 식 (11)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$w_m(k) = aw_m(k-1) + bi_q^e(k-1) - cT_L \quad (12)$$

여기서 a, b, c 는 관성과 마찰 계수로부터 계산되어 지는 것이 아니라 훈련 데이터로부터 SVR 학습을 통하여 추정된다. 식 (12)의 입출력 관계로부터 입력 벡터 $X = [w_m(k-1), i_q^e(k-1)]$, 출력 벡터 $Y = [w_m(k)]$ 로 하고 선형 커널을 사용하여 SVR 학습을 수행하였다. 훈련 데이터는 속도 지령을 계단 변경했을 때의 응답에서 50개를 수집하였으며, 식 (5)에 따라서 $\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}$ 와 초기 부하 토크는 다음과 같이 추정된다.

$$\hat{a} = \sum_i^{SV} (\alpha_i - \alpha_i^*) w_m(k-1) \quad (13a)$$

$$\hat{b} = \sum_i^{SV} (\alpha_i - \alpha_i^*) i_q^e(k-1) \quad (13b)$$

$$\hat{c} = \frac{\hat{b}}{K_t} \quad (13c)$$

$$\hat{T}_L = -\frac{\text{bias}}{\hat{c}} \quad (13d)$$

SVR 학습을 통하여 추정된 $\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}$ 와 초기 부하 토크 \hat{T}_L 을 이용하여 부하 토크가 변하는 운전 상황의 회전자 속도를 추정하면 식 (14)과 같다.

$$\hat{w}_m(k) = \hat{a} \hat{w}_m(k-1) + \hat{b} i_q^e(k-1) - \hat{c} \hat{T}_L(k-1) \quad (14)$$

식 (12)과 (16)에서 실제 값 a, b, c 와 추정된 값 $\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}$ 가 같다면 실제 속도 w_m 과 추정된 속도 \hat{w}_m 는 정확히 같아야만 하며 두 속도가 다르다면, 부하 토크의 영향에 의한 오차이다.

식 (14)에서 (11)를 빼고 정리하면 다음과 같다.

$$\Delta \hat{T}_L(k) = \frac{1}{\hat{c}} (\hat{w}_m(k) - w_m(k)) \quad (15)$$

여기서, $\Delta \hat{T}_L(k) = \hat{T}_L(k) - \hat{T}_L(k-1)$ 이다.

따라서 부하 토크는 다음과 같이 반복적인 업데이트로 구할 수 있다.

$$\hat{T}_L(k+1) = \hat{T}_L(k) + \Delta \hat{T}_L(k) \quad (16)$$

여기서, η 는 학습률이다.

학습률은 P 속도 제어기의 이득을 이용하여 식 (17)과 같이 정하였다.

$$\eta = \hat{c} \times K_{sp} \times 6 \quad (17)$$

그림 1은 SVR 부하 토크 추정기의 자세한 블록 선도를 나타낸다.

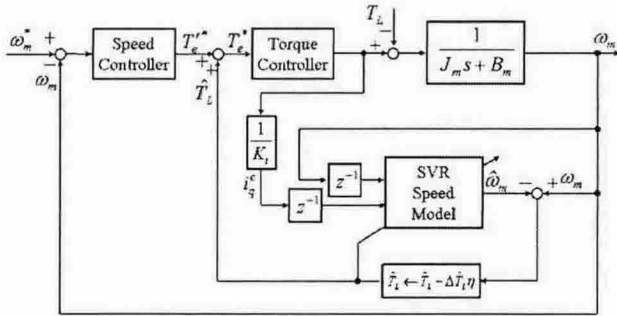
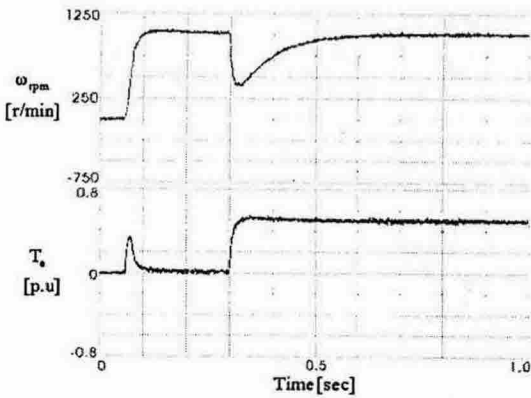
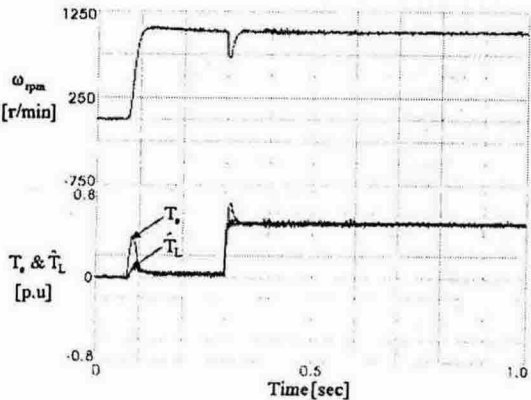


그림 1. 부하 토크 전향 제어를 추가한 속도제어 시스템

3. 실험결과



(a) 부하 토크 전향 제어 없을 경우



(b) 부하 토크 전향 제어 할 경우

그림 2. 부하 변화에 대한 외란 보상특성

제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여

Samsung-Rockwell사의 CSD3 400[W]급 서보 구동 장치에 SVR 알고리즘을 구현하고 3상, 8극, 220[V], 400[W]급 서보 전동기에 대하여 실험을 수행하였다. 스위칭 주파수는 10[KHz], 전류 제어기와 속도 제어기의 샘플링 주기는 각각 50[μs], 200[μs]이다. 부하 토크 추정기를 구성하기 위해 실험을 통해 수집된 훈련 데이터로부터 선형 커널을 사용하여 속도 모델을 만들었으며 C, ε은 각각 147.6, 0.01이다.

그림 2는 일정속도 1000[r/min]으로 회전하는 전동기에 부하 토크를 정격 토크의 0%에서 50%로 계단 변경하였을 경우의 외란 보상 특성을 나타낸 것으로 기존의 PI제어기에 의한 방식은 임팩트 부하에 대해서 약 590[r/min]이상의 속도 변동과 310[ms]정도의 속도 회복 시간이 필요하지만 SVR 부하 토크 추정기를 이용한 부하 토크 전향 보상을 추가한 방식은 속도 변동이 약 287[r/min]정도로 억제되고 속도 회복 시간도 약 32[ms]정도로 개선되었다. 이것은 추정 외란의 전향 보상에 의해서 부하 변화에 대해 강인한 속도 제어가 이루어짐을 입증하고 있다.

4. 결론

본 논문에서는 SVR 알고리즘을 사용하여 서보 시스템의 부하 토크를 추정하였다. SVR을 이용하여 부하 토크 추정기를 만들고 이를 이용하여 온라인으로 부하 토크를 성공적으로 추정하였으며, 추정된 값을 전향 보상함으로써 제어 성능이 향상됨을 확인하였다. 제안된 추정 방법의 타당성을 검증하기 위하여 400[W]급 서보 전동기를 대상으로 다양한 실험을 수행하였다.

본 연구는 산업자원부 지원에 의하여 기초전력연구원(과제번호:R-2005-B-109)주관으로 수행된 과제임.

참고 문헌

- [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] C. Cortes and V. Vapnik, "Support vector networks", *M. Learning*, 20:273-297, 1995.
- [3] 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.
- [4] B. Schölkopf and A. J. Smola *Learning with Kernels.*, MIT Press, Cambridge, MA, 2002.