

Support Vector Machine ϵ -insensitive Regression 방법을 이용한 유도전동기의 회전자 자속추정 성능개선

Improvement of rotor flux estimation performance of induction motor using Support Vector Machine ϵ -insensitive Regression Method

한 동 창*, 백 운 재*, 김 성 락*, 박 주 현**, 이 석 규**, 박 정 일**

* 영남대학교 전기공학과 대학원(전화:(053)810-3923, 팩스:(053)813-8230, E-mail : han1134@ymail.ac.kr)
 ** 영남대학교 전자정보공학부(전화:(053)810 -2491 , 팩스:(053)813 -8230 , E-mail : jessie@ymail.ac.kr)

Abstract : In this paper, a novel rotor flux estimation method of an induction motor using support vector machine(SVM) is presented. Two well-known different flux models with respect to voltage and current are necessary to estimate the rotor flux of an induction motor. The theory of the SVM algorithm is based on statistical learning theory. Training of SVM leads to a quadratic programming(QP) problem. The proposed SVM rotor flux estimator guarantees the improvement of performance in the transient and steady state in spite of parameter variation circumstance. The validity and the usefulness of proposed algorithm are thoroughly verified through numerical simulation.

Keywords : Induction motor, support vector machine regression, rotor flux estimation.

I. 서 론

유도전동기를 직접 또는 간접벡터 제어하기 위해서는 회전자의 자속정보가 필요하며, 자속정보를 알기위해서는 회전자의 위치 또는 속도 검출기가 필수적이다. 특히 회전자 자속 검출기로는 홀(Hall) 센서(Sensor)에 의한 공극자속의 측정, 축정코일(Sensing coil)에 의한 공극전압의 측정 등의 방법이 있으나, 하드웨어(Hardware)의 복잡성, 가격상승, 열악한 환경에서의 사용의 어려움, 낮은 신뢰성, 기계적 부착의 어려움 및 전기적 잡음(noise)등의 경제적·기술적 측면의 문제점이 생길 수 있다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 유도 전동기의 속도 및 위치 검출기가 없는 제어 즉 센서리스(Sensorless)제어에 대한 연구가 진행되어 왔다. 유도전동기의 자속 추정기로는 고정자 회로의 전압모델, 회전자회로의 전류모델, 전압과 전류 모델, 위상 차이를 보상한 자속 추정기 등이 제안되었다. 그러나 앞에서 언급한 방법들은 전동기 상수들이 운전의 조건에 따라 변하고 잡음 등의 영향 때문에 과도상태(Transient states)와 전 속도범위(Entire speed range)에서 만족할 만한 성능을 얻을 수 없는 문제점을 가지고 있다[1-3].

본 논문에서는 회전자 자속추정기로 잘 알려진 전압 및 전류모델[4]과 Support Vector Machine(SVM)을 결합한 새로운 추정기법을 이용해서 특히 앞에서 언급한 문제점을 중 전동기의 상수변화로부터 추종성능이 개선될 수 있도록 한다. 제안된 기법은 학습알고리즘의 일종인 ϵ -insensitive SVM Regression[6-7]을 이용하여 전압모델에서 추정된 자속을 목표 값으로 하고 전

류모델에서 추정된 자속을 훈련데이터로 하여 전동기의 상수변화로부터 강인(Robust)한 추종성능을 발휘할 수 있도록 한다. 제안된 기법의 타당성 및 실용가능성을 Matlab Simulink를 이용한 시뮬레이션을 통해 확인하고자 한다.

II. SVM ϵ -insensitive Regression을 이용한 자속 추정기

1. 자속추정 모델

SVM ϵ -insensitive Regression을 이용한 유도전동기의 회전자 자속의 공간상의 위치 추정에는 고정자 좌표계를 도입하여 $w=0$ 이라할 때, 회전자 자속의 공간상의 위치, θ_e 는 식 (1)로 주어진다.

$$\theta_e = \tan^{-1}(\lambda_{qr}^s / \lambda_{dr}^s) \quad (1)$$

위 식에서 회전자 자속 λ_{qr}^s 을 추정하기 위해 잘 알려진 두 개의 자속 모델[1][4]를 이용한다. 그것은 전압과 전류 모델이다. 유도전동기의 전압과 전류는 정지좌표계(stationary reference frame)에서 측정되므로 이 식들은 다음과 같이 정지좌표계로 나타낼 수 있다.

$$p \begin{bmatrix} \lambda_{dr}^s \\ \lambda_{qr}^s \end{bmatrix} = \frac{L_r}{L_m} \begin{bmatrix} v_{ds}^s \\ v_{qs}^s \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_s + \sigma L_{dp} & 0 \\ 0 & R_s + \sigma L_{sp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$p \begin{bmatrix} \lambda_{dr}^s \\ \lambda_{qr}^s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1/T_r & -w_r \\ w_r & -1/T_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_{dr}^s \\ \lambda_{qr}^s \end{bmatrix} + \frac{L_m}{T_r} \begin{bmatrix} i_{ds}^s \\ i_{qs}^s \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서, R_s : 고정자 저항, $L_s = L_b + L_m$: 고정자 인덕턴스, $L_r = L_b + L_m$: 회전자 인덕턴스, L_m : 상호 인덕턴스,

$\sigma L_s = L_s - \frac{L_m^2}{L_r}$: 고정자 파도 인덕턴스, $T_r = \frac{L_r}{R_r}$: 회전자 시정수, w_r : 회전자 전기 각속도, $p = \frac{d}{dt}$, w_r : 회전자 전기 각속도, λ : 회전자 자속, v : 고정자 전압, i : 고정자 전류.

2. SVM Linear ϵ -insensitive Loss Regression[6-7]

SVM Linear ϵ -insensitive Loss Regression 목적은 모든 훈련 데이터에 대해서 실제 목표 값 y_i 로부터 최고 ϵ 만큼의 편차 내에 있으며 가능한 작은 크기의 가중치(Weight) 벡터 w 를 갖는 다음과 같은 함수 $f(x)$ 를 찾는 것이다.

$$f(x) = w^T x + b \quad w \in X, b \in \mathbb{R} \quad (4)$$

여기서 T 는 벡터의 전치를 나타낸다. 식 (4)에서 가중치 감소를 이용하여 함수근사 하는 한 가지 방법으로 유클리드 놈(Euclidean norm) $\|w\|^2$ 을 최소화 하는 것으로 다음과 같은 컨벡스 최적화(Convex optimization)문제로 간주될 수 있다.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$\text{subject to } \begin{cases} y_i - w x_i - b \leq \epsilon + \xi_i \\ w x_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \end{cases} \quad (5)$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0, C > 0$$

여기서 y_i 는 목표 값, C 는 함수 $f(x)$ 의 평평함(flatness)과 ϵ 의 허용한계 균형에 따라 결정된다. 또한 슬랙변수 ξ_i 와 ξ_i^* 는 각각 출력에 대한 상, 하한 조건을 나타낸다. 위 식의 최적화 문제를 ϵ -insensitive loss function $|\xi|$ 라하고 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$|\xi| = \begin{cases} 0 & \text{if } |\xi| \leq \epsilon \\ |\xi| - \epsilon & \text{if } |\xi| > \epsilon \end{cases} \quad (6)$$

식 (5)의 최적화 문제를 해결하기 위하여 라그랑지안(Lagrangian) 계수법을 도입하면 식(7)의 라그랑지안 함수가 되며, 목적함수(object function)와 제약조건으로 구성되는 이원문제(Dual problem)인 이원문제는 식 (8)로 나타낼 수 있다.

$$L = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\epsilon_i + \xi_i - y_i + w x_i + b)$$

$$- \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (y_i + \epsilon_i + \xi_i^* - w x_i - b) - \sum_{i=1}^l (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*),$$

$$\alpha_i, \alpha_i^*, \eta_i, \eta_i^* \geq 0 \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \max \quad & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) x_i x_j \\ & - \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*), \\ \text{subject to} \quad & \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C] \end{aligned} \quad (8)$$

식(7)의 최적해를 구하고 가중치 벡터 \bar{w} 을 구하면 식 (9)가 되고, 최적의 값 \bar{b} 는 Karush-Kuhn-Tucker 조건에 의해 구하면 식 (10)이 된다. 그리고 식 (9)와 식 (10)를 식 (1)에 대입하여 정리하면 선형 회귀함수 식 (11)을 구할 수 있다.

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \quad (9)$$

$$\bar{b} = y_i - \bar{w} x_i - \epsilon \quad \text{for } \alpha_i \in (0, C) \quad (10)$$

$$\bar{b} = y_i - \bar{w} x_i + \epsilon \quad \text{for } \alpha_i \in (0, C)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i^T x_j + \bar{b} \quad (11)$$

그림 1은 제안된 자속 추정기의 구조를 설명하고 있다. 그림 1에는 식(2), (3)의 모델과, 회전자 자속 추정기와의 관계를 나타내고 있다. 제안된 추정기는 입력데이터 x_i , 실제 목표 값 y_i 를 필요로 한다. 따라서 식 (3)의 회전자 자속, $\hat{\lambda}_{dqr}^s$ 를 입력데이터로, 식 (2)의 회전자 자속, λ_{dqr}^{*s} 을 목표 값으로 하여, $(\hat{\lambda}_{dqr}^s, \lambda_{dqr}^{*s}), i = 1, \dots, n \subset X \times R$ 같이 구성하였다. 여기서 X 는 입력벡터 공간 R^d 을 나타낸다.

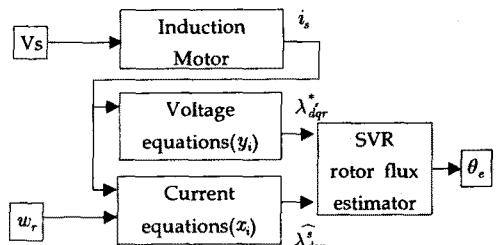


그림 1 제안된 자속 추정기 구조

Fig. 1. Structure of flux estimator using SVM Linear ϵ -insensitive Regression.

따라서 추정된 자속 $\hat{\lambda}_{dqr}^s$ 은 w_r 정보가 포함된 $\hat{\lambda}_{dqr}^s$ 과 w_r 정보가 포함되지 않은 λ_{dqr}^{*s} 로부터 최고 ϵ 편차 내에 있으며 가능한 작은 크기의 가중치 벡터 w 값을 갖는 식 (12)와 같은 자속함수를 추정하는 것이다.

$$\lambda_{dq\tau}^s = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K (\hat{\lambda}_{dq\tau i}^s \hat{\lambda}_{dq\tau j}^s) + \bar{b} \quad (12)$$

그리고 회전자 자속의 위치 θ_e 는 식 (12)에서 추정된 회전자 자속을 식 (1)에 대입하여 계산함으로서 구해진다.

III. 시뮬레이션 결과

제안된 자속 추정기의 타당성 및 실용가능성 확인을 위해 아래와 같은 제정수를 가지는 정격출력 5HP, 정격주파수 60Hz, 4극, 정격전압 220V, 정격전류 12A의 유도전동기를 Matlab simulink를 이용해 직접백터제어를 수행하였다. 그리고 Linear ε-insensitive Regression의 알고리즘은 Steve Gunn[6]이 제안한 Support vector regression Version 5.04를 이용하였다.

$$R_s = 0.55\Omega, R_r = 0.36\Omega, L_b = 1.8mH, L_r = 1.8mH \\ L_m = 59mH, J_{M+L} = 0.04kg \cdot m^2, B = 10nt \cdot m (rad/sec)$$

온도 상승에 의한 회전자 저항 $R_r = 0.72\Omega$.

시뮬레이션은 무부하 상태에서 스텝응답 속도지령을 1000, 0rpm을 각각 인가할 경우와 10nt-m(0.5~1.7sec)의 부하를 인가하고 회전자 저항 $R_r = 0.72\Omega$ (0~1.7sec)을 변경한 상태에서 1000, 0rpm을 인가한 경우로 나누어서 실시하였으며, 그 결과는 그림 2, 3, 4, 5를 통해서 확인할 수 있다.

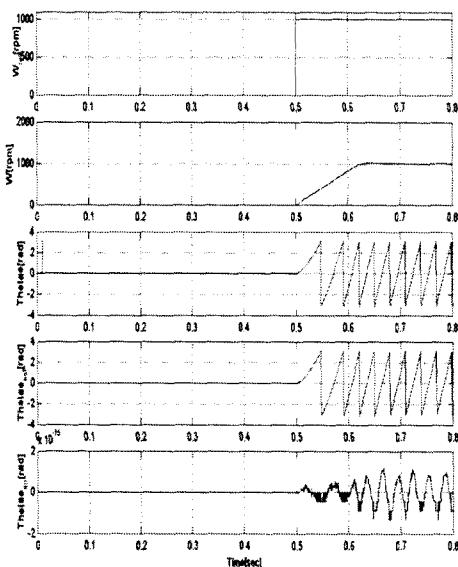


그림 2. 무부하, 1000rpm 속도지령에 따른 결과.

Fig. 2. Simulation results at high speed(1000rpm) when no load is applied.

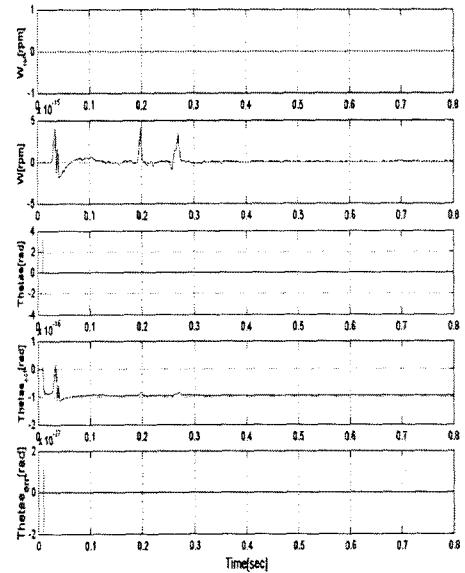


그림 3. 무부하, 0rpm 속도지령에 따른 결과.

Fig. 3. Simulation results at low speed(0rpm) when no load is applied.

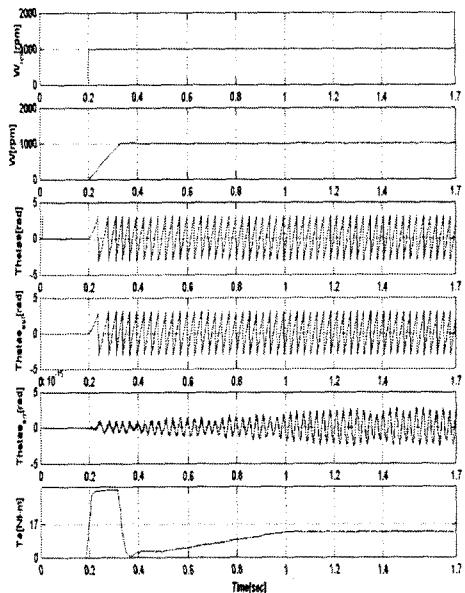


그림 4 10Nt-m부하, 1000rpm 속도지령에 따른 결과.

Fig. 4. Simulation results at high speed(1000rpm) when 10Nt-m load is applied.

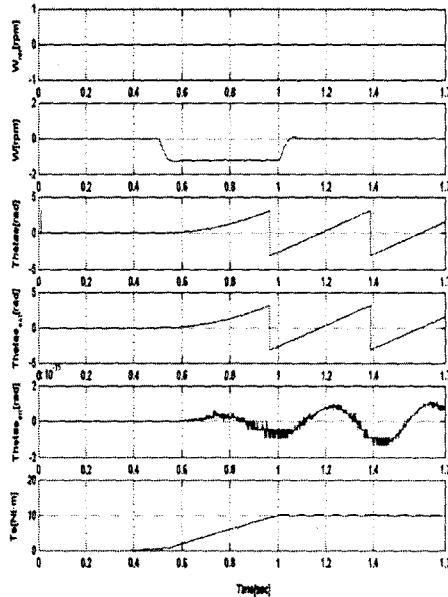


그림 5. 10Nt-m부하, 0rpm 속도지령에 따른 결과.

Fig. 5. Simulation results at low speed(0rpm) when 10Nt-m load is applied.

그림 2, 3에서 알 수 있듯이 무부하시 고속, 저속에서 추정된 자속에 의해 계산된 회전자 자속의 위치 θ_e 및 속도제어특성이 양호함을 알 수 있다. 그리고 그림 4, 5의 경우는 부하가 인가되고 또 제정수가 변화되는 환경에서도 양호한 결과임을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 회전자 자속추정기로 잘 알려진 전압 및 전류모델과 Support Vector Machine(SVM)을 결합한 새로운 추정기법을 이용해서 전동기의 상수변화로부터 추종성능이 개선될 수 있는 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 학습알고리즘의 일종인 SVM ϵ -insensitive Regression을 이용하여 전압모델에서 추정된 자속을 목표 값으로 하고 전류모델에서 추정된 자속을 훈련데이터로 하여 전동기의 상수변화로부터 강인(Robust)한 추종성능을 발휘할 수 있도록 하였다. 제안된 기법의 타당성 및 실용가능성을 Matlab Simulink를 이용한 시뮬레이션을 통해 확인결과 양호한 제어특성을 확인할 수 있었다. 그러나 실제 제어시스템에 적용할 경우 알고리즘 구현방법의 어려움과 추정시간 지연 등의 문제가 예상된다.

참 고 문 헌

- [1] 설승기, “전기기기제어론,” Brain Korea, 2002, pp.7-1 ~ 7-31.
- [2] T. Ohtani, N. Takada and K. Tanaka, “Vector control of Induction motor without shaft encoder”, IEEE Trans. Industry Application, vol.28, pp.157-164, 1992.
- [3] Y. R. Kim, S. K. Sul and M. H. Park, “Speed Sensorless Vector Control of Induction Motor Using Extend Kalman Filter”, IEEE Trans. Industry Application, vol.30, pp.1225-1233, 1994.
- [4] Seong-Hwan Kim, Tae-Sik Park, Ji-Yoon Yoo, Gwi-Tae Park, “Speed-sensorless vector control of an induction motor using neural network speed estimation,” IEEE Trans. Ind. Electron., vol.48, No.3 , June 2001,
- [5] K. Iizuka, H. Uzuhashi, M. Kano, T. Endo, and K. Mohri, “Microcomputer Control for Sensorless Brushless Motor” IEEE Trans. Industry Application, vol 1A-21 no. 4, pp.595-601, May/June 1985.
- [6] S Gunn, “Support Vector Machines for Classification and Regression,” ISIS Technical Report , U. of Southampton, 1998.
- [7] NELLO CRISTIANINI AND JOHN SHAWE-TAYLOR, “An Introduction to Vector Machines and other kernel-based learning methods”, CAM-BRIDGE university press, 2000.