

RLS 알고리즘을 이용한 유도전동기의 속도 센서리스 운전

김 윤 호, 국 윤 상
중앙대 전기공학과 전력전자 연구실

Implementation of Speed-Sensorless Induction Motor Drives with RLS Algorithm

Yoon-Ho Kim, Yoon-Sang Kook
Dept. of Electrical Engineering in Chung-Ang Univ.

Abstract

This paper presents a newly developed speed sensorless drive using RLS(Recursive Least Squares) based on Neural Network Training Algorithm. The proposed algorithm based on the RLS has just the time-varying learning rate, while the well-known back-propagation (or generalized delta rule) algorithm based on gradient descent has a constant learning rate. The number of iterations required by the new algorithm to converge is less than that of the back-propagation algorithm. The RLS based on NN is used to adjust the motor speed so that the neural model output follows the desired trajectory. This mechanism forces the estimated speed to follow precisely the actual motor speed. In this paper, a flux estimation strategy using filter concept is discussed. The theoretical analysis and experimental results to verify the effectiveness of the proposed analysis and the proposed control strategy are described.

1. 서론

시스템 인식과 제어에 이용하는 신경회로망은 다층망(Multi-layer) 구조이고, 이를 위한 학습방법은 역전파(Back-propagation : BP) 알고리즘이다. 비록, 이 알고리즘이 다양한 응용분야에서 성공적으로 적용되고 있을지라도 여러가지 단점을 지니고 있다. 특히, 결선강도(weight)에 대한 오차의 기울기를 구

하는 방법이기 때문에 국부적 최소점(Local minima)에 빠지기 쉽고, 수렴속도가 매우 늦으며 초기 결선강도의 값들이나 학습계수(Learning rate)에 민감하게 반응한다. 이와 같은 단점을 개선하기 위하여 최근 여러 연구들이 활발히 진행되어 왔다. 그 대표적인 예로서, Singhal과 Wu는 확장된 칼만필터(Extended Kalman Filter:EKF)링 기법을 BP에 결합하였으나 계산상의 복잡성 때문에 망의 크기가 증가하면 실제 적용할 수 없다. 최근 Scalero와 Tepedelenlioglu, Lou와 Perez는 각각 신경회로망을 선형과 비선형 구간으로 구분하고 칼만필터링 기법을 도입하여 수렴속도를 빠르게 하고 초기 결선강도 값에 크게 영향을 받지 않도록 개선하였으나, 여전히 은닉층(Hidden layer)의 선형 오차값을 BP알고리즘에 의하여 계산하기 때문에 학습계수에 민감한 단점이 있다.

본 논문에서는 실제적인 응용을 위해서는 제어하고자 하는 시스템에 대한 사전정보를 전혀 요구하지 않아야 하며, 이를 추정하는데 이용하는 신경회로망 구조와 학습방법은 단순하고 빨라야 한다는 목적을 갖고 연구를 수행하였다. 앞에서 지적한 단점을 극복함과 동시에 신경회로망에 적용하기 위하여 은닉층의 목표값을 최적기법에 의하여 직접 계산하고 각각의 결선강도 값은 반복 최소자승(Recursive Least Squares : RLS)법으로 온라인(On-line) 학습하는 알고리즘을 개발한다. 또한, 제안된 신경회로망에 기초한 적응 최적 제어기를 설계하고 유도전동기의 속도 센서리스 시스템에 적용한다.

2. 자속추정 모델

유도전동기의 회전자 자속은 목표치와 추정치의 상태변수를 나타내기 위해 선택된다. 다음의 두개의 독립된 추정기가 일반적으로 회전자 자속을 유도하기 위해 사용된다.

2.1 회전자 회로의 전류모델

회전자 자속추정기는 고정자 전류와 회전자 속도로 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\hat{\lambda}_{dqr-cm}^s = \left(-\frac{1}{T_r} I + \omega_r J \right) \hat{\lambda}_{dqr-cm}^s + \frac{L_m}{T_r} i_s^s \quad (1)$$

여기서, $i_s = [i_{ds} \ i_{qs}]^T$, $\lambda_r = [\lambda_{dr} \ \lambda_{qr}]^T$,

$$v_s = [v_{ds} \ v_{qs}]^T, \quad T_r = \frac{L_r}{R_r},$$

$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad J = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

2.2 고정자 회로의 전압모델

전압모델은 고정자 전압과 전류를 이용한다. 회전자 자속은 고정좌표계상에서 얻어진다.

$$\hat{\lambda}_{dqr-vm}^s = \frac{L_r}{L_m} \{ (v_s^s - r_s i_s^s) - \sigma L_s i_s^s \} \quad (2)$$

여기서,

$$\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}.$$

3. 반복최소 자승법에 기초한 신경회로망을 이용한 속도 센서리스 제어 알고리즘

역전과 알고리즘은 다음과 같이 기술될 수 있다 [3].

$$w_{ji}^{k-1,k}(t+1) = w_{ji}^{k-1,k}(t) + \Delta w_{ji}^{k-1,k}(t) \quad (3)$$

여기서,

$$\Delta w_{ji}^{k-1,k}(t) = \eta \delta_j^k o_i^{k-1} + \alpha \Delta w_{ji}^{k-1,k}(t-1)$$

$$\delta_j = (t_j - o_j) f'(i_j^k) \Rightarrow \text{출력층}$$

$$\delta_j = f'(i_j^k) \sum_k \delta_k w_{kj} \Rightarrow \text{은닉층}$$

역전과 학습알고리즘은 전향망의 실제출력과 목표치사이의 평균자승오차가 최소화 되도록 설계된 반복 경사 알고리즘이다.

3.1 반복최소 자승법을 이용한 학습알고리즘

BP는 학습계수가 일정하기 때문에 충분한 수렴에 도달하기 위한 많은 시간이 소요된다. 그러나, 시변 학습계수를 계산하기 위한 효과적인 방법이 있다. 이 방법은 신경회로망의 학습을 미지의 파라미터를 추정하는 문제로 취급될 수 있다.

다층 신경회로망은 비선형 관측 방정식을 가진 다음과 같은 모델로 표현될 수 있다.

$$\hat{y}_j(t+1) = h(\hat{w}_{ji}(t+1)) = o_j^M(t+1) \quad (4)$$

RLS알고리즘은 뉴럴네트워드의 층을 선형 입출력 방정식으로 분리하고 각 층의 결선강도를 조절하기 위해 적용될 수 있다. 식 (4)에 RLS 알고리즘을 적용하면 다음과 같은 실시간 학습알고리즘이 얻어진다.

$$\hat{w}_{ji}(t+1) = \hat{w}_{ji}(t) + K_{ji}(t) [y_j(t) - o_j^M(t)] \quad (5)$$

$$K_{ji}(t) = \frac{P_{ji}(t+1/t) \Phi_{ji}(t)}{\lambda I + \Phi_{ji}^T(t) P_{ji}(t+1/t) \Phi_{ji}(t)} \quad (6)$$

$$P_{ji}(t+1/t+1) = \frac{1}{\lambda} [I - K_{ji}(t) \Phi_{ji}^T(t)] P_{ji}(t+1/t) \quad (7)$$

여기서,

$\lambda (0 < \lambda \leq 1)$: 망각인자(forgetting factor),

$K_{ji}(t)$: 이득 행렬,

$P_{ji}(t+1/t+1)$: 공분산 행렬,

$\Phi_{ji}(t)$: 층의 입력,

$y_j(t)$: 목표출력.

3.2 속도 센서리스 제어 알고리즘

회전자 속도는 신경회로망에 기초한 반복 최소자승법을 이용하여 유도될 수 있다. 속도센서리스 제어의 전체 블록 다이어그램을 그림 1에 보인다.

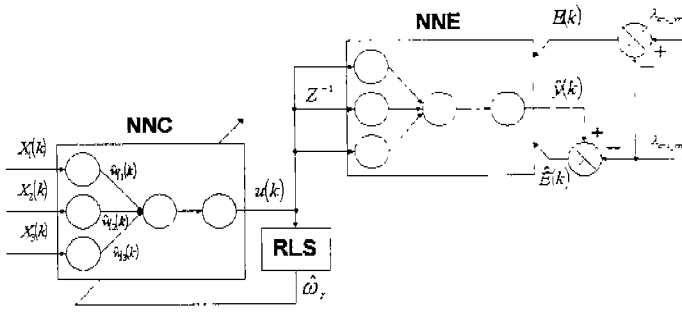


그림 1. 속도추정을 위한 RLS의 블록선도.
Fig. 1. The blockdiagram of RLS based of NN for $\omega_r(k)$ estimation

식 (2)의 이산화 상태 방정식을 다시 쓰면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{y}(k) = \Phi^T(k) \hat{\theta}(k) \quad (8)$$

여기서,

$$\begin{aligned} \Phi^T(k) &= \left[\hat{\lambda}_{qr-cm}^s(k) \quad \hat{\lambda}_{dr-cm}^s(k) \quad i_{qs}^s(k) \right] \\ &= \left[X_1(k) \quad X_2(k) \quad X_3(k) \right] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(k) &= \left[1 - \frac{1}{T_r} \cdot T_s \quad \hat{\omega}_r \cdot T_s \quad \frac{L_m}{T_r} \cdot T_s \right]^T \\ &= \left[\hat{w}_{11}(k) \quad \hat{w}_{12}(k) \quad \hat{w}_{13}(k) \right]^T \end{aligned}$$

새로운 결선장도, $\hat{w}_{12}(k)$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{w}_{12}(k+1) = \hat{w}_{12}(k) + K_{\hat{w}}(k) [y_j(k) - \hat{y}_j(k)] \quad (9)$$

여기서, $y_j(k) = \lambda_{qr-vm}^s(k)$.

신경회로망에 기초한 반복최소자승법을 이용하여 추정된 회전자 속도 $\omega_r(k)$ 는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_r(k+1) &= \hat{\omega}_r(k) \\ &+ K_{\hat{w}}(k) [y_j(k) - \Phi^T(k) \hat{\theta}(k)] / T_s \quad (10) \end{aligned}$$

λ 는 망각인자로 다음과 같이 과도 응답특성을 개선하기 위하여 사용될 수 있다.

$$\lambda(k) = \lambda_0 \lambda(k-1) + (1 - \lambda_0) \quad (11)$$

여기서, $\lambda_0 = 0.995$, $P_{\hat{w}}(0/0) = 0.1I$

4. 디지털 시뮬레이션

4.1 시뮬레이션 배경

본 논문에서는 제안된 센서리스 알고리즘의 타당성을 고찰하기 위해 디지털 시뮬레이션을 행하였다. 시뮬레이션과 실험에 사용된 유도전동기의 정격과 파라미터 값들은 표 1에 나타내었다.

표 1. 유도전동기의 상수.

정격출력	22kW	L_s	28.7mH
정격속도	2000rpm	L_r	29.1mH
정격토크	15.51Nm	L_m	27.1mH
R_s	0.407	J_M	0.0179kgm ²
R_r	0.4445	P	4

4.2 시뮬레이션 결과

그림 2에서는 부하 인가시 속도 응답 특성을 나타내었다. 속도 응답특성에서 알 수 있듯이 추정된 속도와 실제 속도의 오차가 0.5%내로 센서리스의 성능을 만족하고 있으며, 부하에 대해서도 강인한 성능을 가지고 있다. 그림 3에는 유도전동기 회전자 저항이 각각 +20%, 0%, -20%씩 변한 경우의 속도 추정 결과이다. 파라미터의 변동에 대해서 속도의 변동이 없음을 알 수 있다.

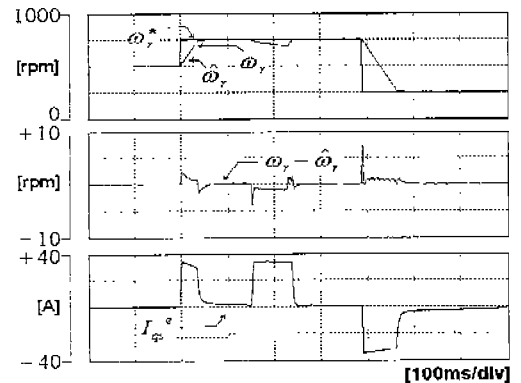


그림 2. 속도 응답특성 파형
(+500[rpm]-500[rpm], $T_L : 0.5p.u.$)

Fig. 2. The simulation waveforms of step response.

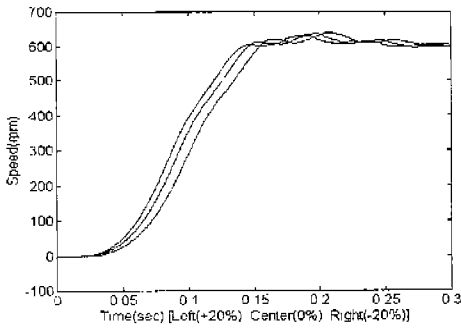


그림 3. 회전자 저항의 변동에 따른 민감도.

Fig. 3 The sensitivity of speed according to the rotor resistance.

5. 실험 결과

5.1 시스템 구성

본 논문에서 구성된 전체 하드웨어 시스템은 그림 4와 같이 나타내었다.

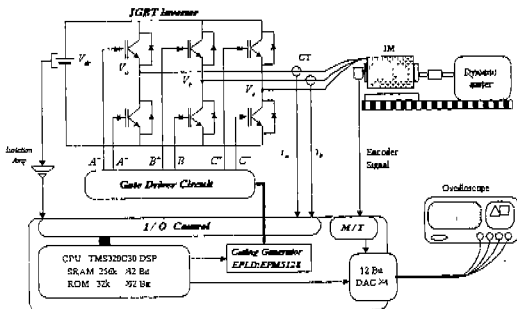


그림 4. 유도 전동기의 전체 구동 시스템.

Fig. 4 The overall system of induction motor.

5.2 실험결과

그림 5는 제안된 센서리스 알고리즘의 정역 운전 특성이 도시되어 있다. 본 알고리즘은 자속 추정기의 극배치를 속도 영역에 따라서 이동시키기 때문에 비교적 안정된 정역운전이 이루어 질 수 있음을 알 수 있다. 이 실험과형으로부터 제안된 알고리즘의 부하 조건에 관계없이 정역운전 특성을 확인할 수 있다.



그림 5. 속도응답 특성

(-500[rpm]→+500[rpm], $T_L : 0.1p.u.$).

(a) 실제 및 추정된 전동기 속도, 토크 전류

Fig. 5 The experimental waveforms of step response.

(a) actual, estimated rotor speed and torque current.

6. 결론

본 논문에서는 고성능 운전 능력을 필요로 하는 유도전동기 가변속 구동 시스템인 센서리스 제어를 위한 새로운 알고리즘에 관하여 연구하였다. 아래에 본 논문에서 제안하는 새로운 IM 센서리스 알고리즘을 정리한다.

- (1) 광범위한 속도 제어 영역에서 부하조건에 무관하게 정상적인 제어를 수행할 수 있는 고성능 제어 알고리즘의 구현.
- (2) 안정된 정역 운전 능력 특성.
- (3) 전동기 제 정수 변동의 영향 최소화.
- (4) 시스템 불확실성에 대한 강인성.

[참 고 문 헌]

- [1] F.-J.Lin Robust speed-controlled induction-motor drive using EKF and RLS estimator, *IEE Proc-Electr. Power Appl.*, vol 143, No. 3, pp. 186-192, May 1996.
- [2] Robert S. Scalero and Nazif Tepedelenlioglu, A Fast New Algorithm for Training Feedforward Neural Networks, *IEEE, Trans. on Signal Processing*, vol. 40, No. 1, pp. 202-210, Jan. 1992
- [3] Toshio Fukuda and Takanori Shibata, Theory and Applications of Neural Networks for Industrial Control Systems, *IEEE, Trans. on Industrial Electronics*, vol. 39, No. 6, pp. 472-489, Dec., 1992