

신경회로망에 의한 철손을 고려한 SynRM의 새로운 효율 최적화 제어

강성준, 고재섭, 최정식, 백정우, 장미금, 정동화
순천대학교

A Novel Efficiency Optimization Control of SynRM Considering Iron Loss with Neural Network

Sung-Joon Kang, Jae-Sub Ko, Jung-Sik Choi, Jung-Woo Baek, Mi-Geum Jang, Dong-Hwa Chung
Sunchon National University

Abstract - Optimal efficiency control of synchronous reluctance motor(SynRM) is very important in the sense of energy saving and conservation of natural environment because the efficiency of the SynRM is generally lower than that of other types of AC motors. This paper is proposed a novel efficiency optimization control of SynRM considering iron loss using neural network(NN). The optimal current ratio between torque current and exciting current is analytically derived to drive SynRM at maximum efficiency. This paper is proposed an efficiency optimization control for the SynRM which minimizes the copper and iron losses. The design of the speed controller based on adaptive learning mechanism fuzzy-neural networks(ALM-FNN) controller that is implemented using fuzzy control and neural networks. The objective of the efficiency optimization control is to seek a combination of *d* and *q*-axis current components, which provides minimum losses at a certain operating point in steady state. The control performance of the proposed controller is evaluated by analysis for various operating conditions. Analysis results are presented to show the validity of the proposed algorithm.

1. 서 론

최근, 전 세계적으로 유가가 대폭적으로 상승하고 대기오염으로 인한 환경문제에 인식이 높아지면서 에너지 절약에 관한 인식이 매우 높아지고 있다. SynRM의 벡터제어에서 고정자 전류의 *d*와 *q* 축 성분은 상호 독립적인 변수이며, 어떤 속도에 대한 특정 토크는 *d*와 *q* 축의 전류성분의 다양한 합성으로 얻을 수 있다.[1] 일반적으로 전동기의 고 효율 드라이브는 SC(Search Controller)에 기반으로 성취한다.[2] SC는 입력이 최소화 되는 값으로 *d*와 *q* 축의 전류를 조절한다. 그러나 이 연구는 추적이 CMM(Climbing Mountain Method)에 기반으로 하고 측정값은 노이즈에 의해 왜율이 나타나므로 최소 입력의 측정은 오랜 시간이 소비되므로 고속 드라이브에 적절하지 못하다. 또 다른 연구로는 퍼지 기반 제어법이 연구되었다.[3] 이 연구에서는 퍼지룰의 설계가 설계자의 경험과 직관에 의존하고 있다. 최근에는 NN(Neural Network)이 입력력 신호사에 비선형 관계를 사상하는 능력을 가지고 있기 때문에 제어 적용분야에서 많은 호응을 받고 있다.[4] 최근 퍼지제어, 신경회로망 및 유전자 알고리즘 등을 이용한 인공지능제어는 전력전자 시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 중요한 기법으로 인식되고 있다. 이러한 기법들은 적용제어 기법과 상호 혼합하여 적응 인공지능제어기를 개발하고 있다. 이러한 혼합제어는 플랜트의 파라미터에서 불확실성과 미지의 변동을 용이하게 처리할 수 있으며 더욱 효율적으로 취급할 수 있는 구조를 구축할 수 있다. 그리고 이들 기법간의 상호 혼합한 방식은 적응성 및 강인성이 요구되는 SynRM 드라이브에서도 진가를 유감없이 발휘될 전망이다.[5]

본 논문에서는 NN에 의한 철손을 고려한 SynRM의 새로운 효율 최적화 제어를 제시한다. SynRM에서 철손 및 포화에 의해 토크의 비선형성을 해결하기 위하여 철손을 고려한 모델을 대상으로 해석한다. SynRM의 최적 효율 조건을 구하고 최적 전류비를 구한다. 드라이브 시스템을 구현하기 전에 최적 전류비를 추적하기 위하여 NN으로 학습한다. 본 연구의 효율 최적화 제어의 타당성을 입증하고 그 결과를 제시한다.

2. 효율 최적화 제어

SynRM의 효율최적화 제어는 철손을 고려한 등가회로를 통해 구할 수 있다.[6] SynRM은 자속은 전류에 직접 비례하므로 효율 최적화를 위하여 자속을 조절한다. 자속을 조절할 경우에도 토크의 동특성은 그대로 유지할 수가 있다. 동손만 고려한다면 효율 최적화를 위한 전류 위상각은 45°로 하여 *d-q* 축 전류를 동일하게 인가한다. 그러나 실제로 동손과 함께 철손이 발생하고 있으므로 동손과 철손을 고려한 전류 위상각을 구한다. 효율 최적화를 위한 전류 위상각에서는 전기적인 정상상태만 고려하면 충분하다.

SynRM의 철손을 고려한 등가회로에서 전압 및 전류방정식을 이용하여 철손과 동손을 구한다. 동손은 다음 식과 같다.

$$P_{cl} = \frac{3}{2} R_s \left\{ \left(i_{do} - \frac{\omega_r L_q i_{qo}}{r_c} \right)^2 + \left(i_{qo} + \frac{\omega_r L_d i_{do}}{r_c} \right)^2 \right\} \quad (1)$$

철손은 다음 식과 같이 구할 수 있다.

$$P_{ll} = \frac{3}{2} \frac{(\omega_r \lambda_m)^2}{R_c} = \frac{3}{2} \left\{ \frac{(\omega_r L_q i_{qo})^2}{R_c} + \frac{(\omega_r L_d i_{do})^2}{R_c} \right\} \quad (2)$$

따라서 전체 손실은 동손과 철손의 합으로 다음과 같다.

$$P_{total} = P_{cl} + P_{ll} = \frac{3}{2} \left[\left\{ R_s + \frac{(\omega_r L_q)^2}{R_c} + \frac{R_s}{R_c^2} (\omega_r L_d)^2 \right\} i_{do}^2 + \left\{ R_s + \frac{(\omega_r L_q)^2}{R_c} + \frac{R_s}{R_c^2} (\omega_r L_q)^2 \right\} i_{qo}^2 + \frac{2R_s}{R_c} \omega_r (L_d - L_q) i_{do} i_{qo} \right] \quad (3)$$

P_{total} 을 i_{do} 항으로 표현하기 위해 토크 식을 변형하면 다음과 같다.

$$i_{qo} = \frac{\frac{3}{2} P}{\frac{T_e^*}{L_d - L_q} i_{do}} = \frac{K}{i_{do}} \quad (4)$$

여기서, $K = i_{do} i_{qo}$ 이다.

식 (4)을 식 (3)에 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$P_{total} = \frac{3}{2} \{ A i_{do}^2 + B i_{do}^{-2} + C \} \quad (5)$$

여기서 계수는 다음과 같이 표현된다.

$$A = R_s + \frac{(\omega_r L_q)^2}{R_c} (1 + \frac{R_s}{R_c}), \quad B = K^2 \{ R_s + \frac{(\omega_r L_q)^2}{R_c} (1 + \frac{R_s}{R_c}) \}, \quad C = 2K \frac{R_s}{R_c} \omega_r (L_d - L_q)$$

전동기 효율의 최적화는 전체손실 P_{total} 을 최소화하여 얻을 수 있다.

P_{total} 을 i_{do} 로 미분하여 영으로 놓는다.

$$\frac{dP_{total}}{di_{do}} = \frac{3}{2} \{ 2A i_{do} - 2B i_{do}^{-3} \} = 3A i_{do}^{-3} \{ i_{do}^4 - B/A \} = 0 \quad (6)$$

전체손실 P_{total} 이 최소가 되는 i_{do-min} 를 구하면 전체손실을 최소화 하는 조건을 구할 수 있다.

$$i_{do-min} = (B/A)^{1/4} \quad (7)$$

식 (7)을 식 (4)에 대입하여 i_{qo-min} 를 구한다.

$$i_{qo-min} = K(A/B)^{1/4} \quad (8)$$

최대 효율을 제공할 수 있는 최적 전류는 다음과 같다.

$$i_{do-min}^* = k_{opt} i_{qo-min}^* \quad (9)$$

식 (7)과 (8)에 의하여 최적 전류비는 다음과 같이 결정된다.

$$k_{opt} = \frac{1}{K} \sqrt{\frac{B}{A}} \quad (10)$$

효율 최적화를 위하여 최적 전류비는 주어진 속도에서 일정하고 전동기 파라미터와 속도에 따라 변한다.

그림 1은 SynRM을 위한 효율 최적화 제어의 구성도를 나타낸다. 지령속도와 추정속도를 비교한 다음 속도제어기에서 지령토크를 구한다.

속도제어기는 ALM-FNN 제어기를 사용하였으며 이 출력인 i_{qo}^* 를 이용하여 NN에 의해 효율 최적화 제어 알고리즘을 수행한다. 지령 *d, q* 축 전류를 구하고 철손을 보상한 다음 i_{ds}^* 와 i_{qs}^* 를 구한다. 전류 제어기는

MFC 제어기로 제어하여 v_{ds}^* 와 v_{qs}^* 를 구한 다음, SV PWM 인버터를 통하여 SynRM을 제어한다. ANN(Artificial Neural Network)를 이용하여 전동기의 속도를 추정한다.[6]

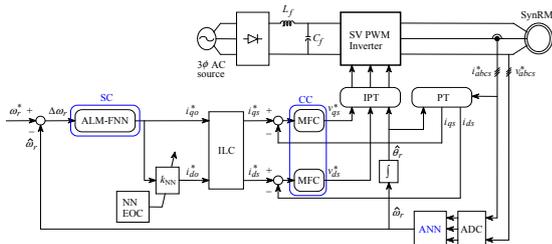


그림 1 SynRM의 효율 최적화 제어 시스템.

본 논문에서는 식 (10)을 추적하기 위하여 NN을 이용한다. 그림 2는 제시된 방법에 사용한 NN의 구성을 나타낸다.

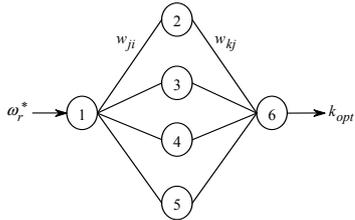


그림 2 NN의 구조.

이 NN은 입력은 지령속도로 1개의 노드, 4개의 히든층 노드, 출력은 전류비로 1개의 노드로 상호 연결된 하중 w_{ji} 에 의해 피드포워드 형식으로 연결되어 있다. 노드 j 에 대해 노드 입력은 다음과 같다.

$$x_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} y_i \quad (11)$$

여기서, y_j 는 i 번째 노드의 출력치이다. NN을 학습하기 위하여 BP(Back Propagation)는 다음과 같다.

$$w_{ji}[k+1] = w_{ji}[k] - \alpha \left(\frac{\partial E_1}{\partial w_{ji}[k]} \right) + \gamma \Delta w_{ji}[k] \quad (12)$$

$$\Delta w_{ji}[k] = w_{ji}[k] - w_{ji}[k-1] \quad (13)$$

여기서 α 는 학습 인자이고 γ 는 관성 인자이다. NN의 학습은 다음 평가함수를 최소화하기 위하여 GDM(Gradient Decent Method)에 의한 BP 룰을 이용하여 하중을 업데이트 시켜 수행한다.

$$E_1 = \frac{1}{2} (k_{opt} - k_{NN})^2 \quad (14)$$

3. 시스템 성능 및 결과

그림 3은 0.2[sec]에 지령속도 1800[rpm]으로 상승시키고 0.6-0.8.[sec]까지 부하토크 6[N.m]로 인가할 경우에 나타나는 응답특성으로서 명확하게 비교하기 위해 확대하여 나타낸 것이다. 그림 3(a)은 초기상태를 나타내며 제시한 ALM-FNN 제어기가 FNN 및 PI 제어기보다 오버슈트가 작고 상승시간이 짧으며 빠르게 안정화되고 있다. 그림3(b)은 부하토크를 인가할 경우의 응답특성이며 이 경우에도 제시한 제어기가 종래의 FNN 및 PI제어기에 보다 우수한 성능을 나타내고 있다.

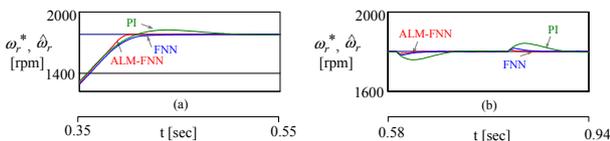


그림 3 속도와 부하토크 변동에 의한 응답특성.

그림 4와 5는 일정 i_{ds} 에 대한 응답특성 및 손실 응답을 나타내고 있다. 그림 4의 (c)에서 알 수 있듯이 일정 i_{ds} 제어는 d 축 전류가 일정하게 운전됨으로서 손실이 많이 나타남을 알 수 있다. 그림 6과 7은 본 논문에서 제시한 신경회로망에 의한 응답특성 및 손실 응답을 나타내고 있다. 그림 6의 (c)에서 d 축 전류는 전동기의 운전 상태에 따라 제어가 되고 있으며, 이로서 동손 및 철손이 크게 감소됨을 알 수 있다. 그림 8은 종래의 일정 i_{ds} 제어에 의한 전

체 손실과 본 논문에서 제시한 신경회로망에 의한 전체손실을 비교하여 나타낸 것이다. 제시한 신경회로망에 의한 전체손실이 종래의 일정 i_{ds} 제어에 의한 전체손실에 비해 크게 감소됨을 알 수 있다.

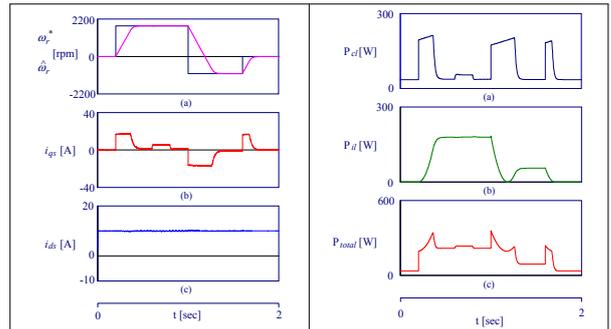


그림 4 일정 i_{ds} 에 대한 응답특성.

그림 5 일정 i_{ds} 에 대한 손실응답.

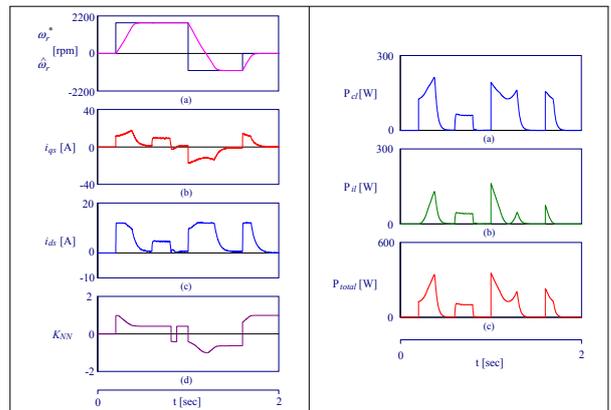


그림 6 NN에 대한 응답특성.

그림 7 NN에 대한 손실 응답.

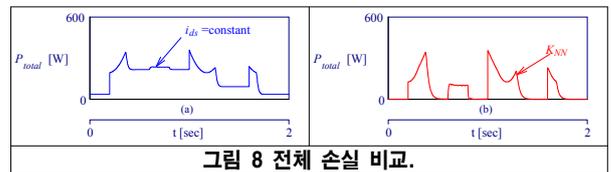


그림 8 전체 손실 비교.

4. 결론

본 논문에서는 신경회로망을 이용하여 SynRM의 효율 최적화 제어를 제안하였다. 또한 고성능 속도 제어를 위하여 ALM-FNN 제어기를 제시하였으며, 제시한 ALM-FNN 제어기는 종래의 PI 및 FNN 제어기에 비해 속도 변화 및 부하토크 변화에 대하여 양호한 응답특성을 나타내었다. 신경회로망에 의한 효율최적화 제어는 종래의 i_{ds} 일정 제어에 비해 동손, 철손 및 전체손실이 크게 감소되었다. 전동기 드라이브의 전체손실 감소는 효율을 증가시킬 수 있다. 이로서 본 논문에서 제시한 ALM-FNN 속도제어기 및 신경회로망에 의한 효율최적화 제어기의 우수성을 확인하였고, 따라서 제시한 알고리즘의 타당성을 입증하였다.

[참고 문헌]

- [1] T. Matsuo and T. A. Lipo, "Field oriented control of synchronous reluctance machine," in Proc. PESC, pp. 425-431, 1993.
- [2] E. S. Sergaki and G. S. Stavrakakis, "Online search based fuzzy optimum efficiency operation in steady and transient states for DC and AC vector controlled motors," 18th International Conference on ICEM 2008, pp. 1-7, 2008.
- [3] D. de Almeida Souza, W. C. P. de Aragao Filho and G. C. D. Sousa, "Adaptive fuzzy controller for efficiency optimization of induction motors," IEEE Transactions on IE, vol. 54, no. 4, 2007.
- [4] J. Zare, "Vector control of permanent magnet synchronous motor with surface magnet using artificial neural networks," 43rd International UPEC 2008, pp. 1-4, 2008.
- [5] J. S. Choi, J. S. Ko and D. H. Chung, "Efficiency optimization control of SynRM drive," ICCAS'06, TPA-8, 2006.
- [6] J. S. Choi, J. S. Ko, and D. H. Chung, "Efficiency Optimization Control of SynRM with ANN Speed Estimation," KIEE, vol. 55P, no. 3, pp. 117-122, 2006.