

신경회로망을 이용한 IPMSM 드라이브의 효율최적화 제어기 개발

(Efficiency optimization control of IPMSM Drive using Neural Network)

최정식* · 박기태 · 고재섭 · 박병상 · 정동화

(Jung-Sik Choi · Ki-Tae Park · Jae-Sub Ko · Byung-Sang Park · Dong-Hwa Chung)

Abstract

This paper is proposed an efficiency optimization control algorithm for IPMSM which minimizes the copper and iron losses. The design of the speed controller based on adaptive fuzzy learning control-fuzzy neural networks(AFLC-FNN) controller that is implemented using adaptive, fuzzy control and neural networks. The control performance of the AFLC-FNN controller is evaluated by analysis for various operating conditions. Analysis results are presented to show the validity of the proposed algorithm

1. 서 론

효율을 개선시킬 수 있는 기법은 두 형태로 분류할 수 있다. 첫째는 최소 동작점의 적용 추적이며[1] 둘째는 최적 d 축 전류를 이용한 고효율 드라이브 제어기의 개발이다.[2] 첫째 방법은 적용이 낮고 둘째 방법은 실시간 계산의 어려움 때문에 파라미터 변동에 민감한 문제점을 가지고 있다.

전동기의 손실은 기계손, 철손 및 동손으로 구성되어 있으며 기계손은 속도에 의존하므로 제어가 불가능하며 제어 가능한 손실은 동손과 철손이다. PMSM 드라이브에서 이러한 손실을 최소화하기 위한 연구가 이루어 졌다.[1],[3] 이러한 연구들은 실제 IPMSM 드라이브의 손실 조건이 복잡하고 전동기 파라미터의 변동에 대한 문제점이 나타난다. 종래에는 IPMSM 드라이브의 최대 효율 동작을 위한 신경회로망을 적용하지 않았다. 그러나 신경회로망은 속도 추정 및 제어에는 다양하게 개발되고 있다.[4]

본 논문에서는 IPMSM 드라이브에서 동손과 철손을 최소화하기 위하여 손실 최소화 기법을 개발한다. 제시하는 기법은 약제자 제어에 기초하고 최소 손실을 얻을 수 있는 d 축 고정자 전류 성분의 값은 IPMSM에서 유도한다. 동작 범위에서 최소 손실에 의한 고속 응답을 성취하기 위하여 약제자 제어는 신경회로망을 이용하여 실현한다. 신경회로망의 특징은 비선형성을 취급할 수 있는 능력과 학습 능력을 가지고 있다. 3층 피드포워드 신경회로망은 드라이브의 손실 최소화 모델을 구현하기 위하여 설계한다. 제시한 제어기의 정확성과 고속 응답은 속도, 토크 및 고정자 전류의 갑작스런 변

동에 적용하여 성능을 분석한다.

2. 철손을 고려한 IPMSM의 모델링

전동기는 철손의 영향에 의하여 토크의 비선형성이 나타날 수 있다. 철손저항에 흐르는 전류로 인해 정회전, 회생 및 제동으로 운전할 경우 토크특성은 다르게 나타난다. 따라서 철손에 의한 토크의 비선형을 보상해야 하며 본 연구에서는 철손저항을 고려한다.

그림 1은 PMSM의 철손저항을 고려한 d 와 q 축의 등가회로를 나타낸다. 철손을 고려한 R_c 는 속도전압과 병렬로 연결되어 있다. 토크를 발생하는 전류는 i_{dm} 와 i_{qm} 이며 이는 철손을 발생시키기 때문에 고정자전류 i_d 와 i_q 와는 다르다.

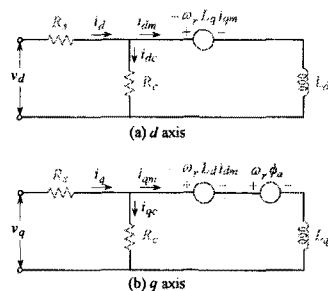


그림 1 PMSM의 철손을 고려한 등가회로
Fig. 1 Equivalent circuit of PMSM with core loss resistance

그림 1의 등가회로에서 전압방정식을 구하고 상태 미

분방정식 형태로 표시하면 다음과 같다.

$$P \begin{bmatrix} i_{dm} \\ i_{qm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-R_s}{L_d(1+R_s/R_c)} & \omega_r \frac{L_q}{L_d} \\ -\omega_r \frac{L_d}{L_q} & \frac{-R_s}{L_q(1+R_s/R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{dm} \\ i_{qm} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d(1+R_s/R_c)} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q(1+R_s/R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{\omega_r \phi_a}{L_q} \end{bmatrix} \quad (1)$$

발생토크는 전류의 성분 i_{dm} 와 i_{qm} 에 비례한다.

$$T_e = P_n[\phi_a i_{qm} + L_d(1-\rho)i_{dm}i_{qm}] \quad (2)$$

여기서, ρ 는 돌극계수이며 L_q/L_d 이다.

3. 효율 최적화 제어

3.1 손실과 효율 계산

가변속 드라이브 시스템의 효율은 제어방법과 함께 매우 중요한 요인이다. 효율은 정상상태에서 연속적인 운전할 경우에 중요하므로 전압방정식은 미분 항을 무시하고 정상상태만 고려한다.

$$v_d = R_s i_d - \omega_r L_q i_{qm} \quad (3)$$

$$v_q = R_s i_q + \omega_r L_d i_{dm} + \omega_r \phi_a \quad (4)$$

정상상태에서 전류 식은 다음과 같다.

$$i_d = i_{dm} + i_{dc} = i_{dm} - \frac{\omega_r L_q i_{qm}}{R_c} \quad (5)$$

$$i_q = i_{qm} + i_{qc} = i_{qm} + \frac{\omega_r (\phi_a + L_d i_{dm})}{R_c} \quad (6)$$

정상상태에서 동손 및 철손은 다음과 같다.

$$P_{cu} = R_s (i_d^2 + i_q^2) \quad (7)$$

$$P_{fe} = R_c (i_{dc}^2 + i_{qc}^2) \quad (8)$$

식(5)와 (6)을 식(7)과 (8)에 대입하여 전체 손실을 구하면 다음과 같다.

$$P_{total} = P_{cu} + P_{fe} = A i_{dm}^2 + B i_{qm}^2 + C i_{dm} i_{qm} + D i_{dm} + E i_{qm} + F \quad (9)$$

여기서, 지정한 계수는 다음과 같다.

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

$$C = \frac{2 \cdot R_s \omega_r L_d (1-\rho)}{R_c}, \quad D = \frac{2 \cdot \omega_r^2 \phi_a L_d (R_s + R_c)}{R_c^2}$$

$$E = \frac{2 \cdot R_s \omega_r \phi_a}{R_c}, \quad F = \frac{(\omega_r \phi_a)^2 (R_c + R_s)}{R_c^2}$$

3.2 신경회로망에 의한 효율 최적화 제어

종래의 문제점을 극복하기 위하여 최적 d 축 전류는 본 논문에서 신경회로망에 의하여 결정한다. 신경회로망은 비선형성 사상을 학습할 수 있는 능력과 고속 응답 및 강인성의 장점을 가지고 있다. 신경회로망의 고속 응답시간 때문에 계산시간은 매우 빠르다. 이와 같은 신경회로망의 특징은 IPMSM의 손실 모델의 복잡성하기 때문에 손실 최소화 기법에 적용하는데 매우 효율성이 있다. 손실 최소화를 시키는 최적 d 축 전류를 구하고 이 전류로 제어하면 효율 최적화 제어가 수행된다. 신경회로망을 이용하여 IPMSM 드라이브의 손실 최소화를 구현하는 제어방식은 그림 2에 나타난다.

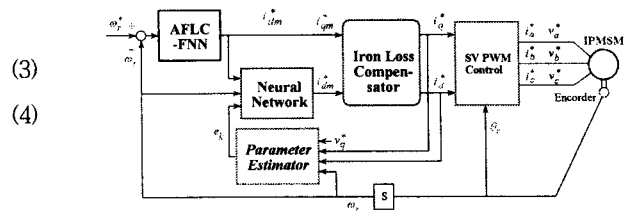


그림 2 효율 최적화 제어를 위한 드라이브 시스템
Fig. 2 Drive system for efficiency optimization control

속도 제어기는 고성능 및 강인성 제어가 가능한 AFLC(Adaptive Fuzzy Learning Control)-FNN(Fuzzy Neural Network) 제어기로 제어한다.[5] 신경회로망의 출력은 지령 d 축 전류이다. 신경회로망의 입력은 회전자 속도 ω , 및 q 축 전류이며 그림 3에 나타난다. 그리고 파라미터 변동비 e_k 가 신경회로망의 입력으로 추가한다. 이 파라미터 변동비는 기전력 상승 및 파라미터 변동의 영향을 보상하기 위하여 도입한다.

e_k 는 다음과 같은 형태로 추정된다.

$$e_k = \frac{1}{K_{en}} \left(\frac{v_q^* - R_s i_q}{\omega_r} - L_d i_{dm} \right) \quad (10)$$

여기서, K_{en} 은 기전력 상수의 정격치를 나타낸다. 히든 층을 위한 유닛 수는 시행착오 기법에 의하여 결정된다.

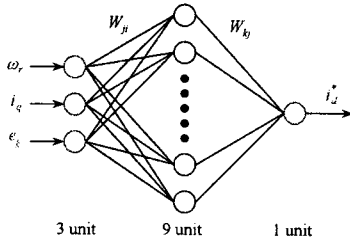


그림 3 최적 d 축 전류의 동정을 위한 신경회로망
Fig. 3 신경회로망 for identification of the optimum d -axis current

본 논문에서는 히든 층을 위한 1-10 유닛으로 추적한다. 히든 층을 위한 9 유닛에 의한 신경회로망이 양호한 성능으로 나타났다. 다양한 조건을 위하여 최적 d 축 전류를 동정하기 위하여 0%(정격), $\pm 20\%$, $\pm 40\%$ 및 $\pm 60\%$ 기전력의 상수변동을 위한 조건은 신경회로망의 학습을 위하여 준비한다. 각 조건을 위한 데이터 수는 400이며 학습 데이터의 합은 2,800(400×7)이다. 오차 역전파 알고리즘은 신경회로망의 학습으로서 이용한다.

그림 4는 신경회로망 학습을 위한 반복 수를 위하여 평균 절대오차 E_{ma} 를 나타낸다.

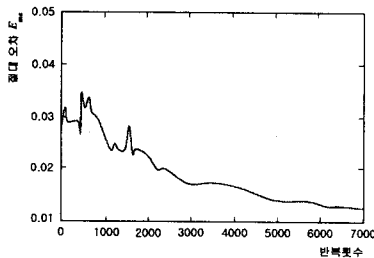


그림 4 신경회로망의 평균 절대오차
Fig. 4 Mean absolute error for 신경회로망

오차는 다음과 같이 정의한다.

$$E_{ma} = \frac{1}{DK} \left| \sum_{d=1}^D \sum_{k=1}^K (i_{dk} - o_{dk}) \right| \quad (11)$$

여기서, D 와 K 는 각각 학습 데이터 수($D=2,800$)

및 출력층 유닛($K=1$)이다. 기호 o_{dk} 및 i_{dk} 는 신경회로망의 출력과 이론적인 최적 d 축 전류인 요구출력을 나타낸다. 그림 4에서 학습을 위한 7,000번 반복 회수는 신경회로망 출력의 평균 절대오차가 충분히 감소하고 있다.

학습 신경회로망을 위한 계산은 실시간으로 수행할 수 있다. 그런 다음 최적 d 축 전류의 실시간 계산을 위한 문제점을 해결한다. 또한 제시된 알고리즘은 두 가지 특징이 있다.

(1) 제시된 알고리즘은 종래의 연구에서 최적 d 축 전류의 동정을 위하여 필요한 다양한 파라미터의 결정을 해결할 수 있다.

(2) 최적 d 축 전류에 대한 정확도는 기전력 상수 및 파라미터의 변동에 거의 무관하게 나타난다.

4. 시스템의 성능결과

그림 5은 부하토크 1[pu]에서 속도 변화에 따른 정상 상태에서 i_d 와 i_q 의 변화를 나타낸다. $i_d=0(i_{d0})$ 제어에서 전기자 전류의 d 축 성분인 i_d 는 영으로 유지되고 있다. 그러나 본 논문에서 제시한 효율 최적화 제어($i_{dopt} = NN$: Neural Network)의 i_d 는 신경회로망에 의해 적절하게 제어되고 있으며 속도의 증가에 따라 음의 방향으로 증가한다.

그림 6은 부하토크 1[pu]에서 속도 변화에 따른 정상 상태에서 ω_r , P_{cu} , P_{fe} 의 변화를 나타낸다. 음의 d 축 전류는 양의 리럭턴스 토크를 발생하게 되며 동손은 약간 작게 나타난다. 또한 음의 d 축 전류는 자속을 감소시키며 d 축 전기자반작용의 감자작용으로 인한 약제자 영향이 나타나게 되어 철손도 i_{d0} 제어 보다 매우 작게 나타난다. i_{d0} 제어에서 철손은 일정한 부하토크에서 속도의 증가에 따라 매우 증가하게 되지만 $i_{dopt} = NN$ 제어에서는 매우 감소하며 고속에서는 현저하게 감소하는 현상을 알 수 있다. 따라서 효율 최적화 제어에 의한 i_{dopt} 제어가 종래의 i_{d0} 제어 보다 효율이 매우 향상되고 있으며 정상상태에는 효율이 5-10[%] 정도로 증가한다.

그림 7은 AFLC-FNN 제어기로 속도를 제어하며 부하토크를 1[N·m]인가한 상태에서 4상한 운전에 대한 응답특성을 나타낸다. 그림 7(a)는 지령속도와 실제속도, 그림 7(b)는 q 축 고정자 전류, 그림 7(c)는 d 축 고정자 전류, 그림 7(d)는 총 손실을 나타낸다. i_{d0} 제어로 운전하였을 경우 총 손실이 크게 나타난다.

그림 8는 그림 7과 같은 조건에서 본 논문에서 제시한 신경회로망을 이용하여 효율최적화 제어를 수행하였다. 신경회로망 제어 기법에서도 d 축 고정자 전류가 음의 방향으로 양호하게 제어되고 있으며 전체손실 또한 현저하게 감소되고 있다.

그림 9은 그림 7과 8의 운전에 따른 손실을 비교하여 나타낸다. 그림 9(a)는 동손, 그림 9(b)는 철손, 그림 9(c)는 총 손실을 나타내고 있다. 그림 9에서 A는 i_{d0} 제어로 운전 한 경우이며, B는 본 논문에서 제시한 신경회로망 기법을 이용한 효율 최적화 제어로 운전한 경우이다. 신경회로망 기법을 이용한 효율 최적화 제어는 종래의 i_{d0} 제어 보다 동손, 철손 및 전체손실이 현저하게 감소되고 있다.

그림 10은 정상상태에서 i_{d0} 제어와 $i_{dopt} = NN$ 제어 할 경우 부하토크에 대한 효율의 변화를 나타낸다. 그림 10(a)는 i_{d0} 제어의 효율을 나타내고 (b)는 $i_{dopt} = NN$ 제어의 효율을 나타낸다. $i_{dopt} = NN$ 제어에서는 효율이 향상되며 특히 경부하에서 효율이 대폭적으로 증가한다. 이는 $i_{dopt} = NN$ 제어는 정상상태의 손실이 매우 감소되며 효율은 대폭적으로 증가한다. 따라서 본 논문에서 제시한 효율 최적화 제어의 타당성을 입증할 수 있다.

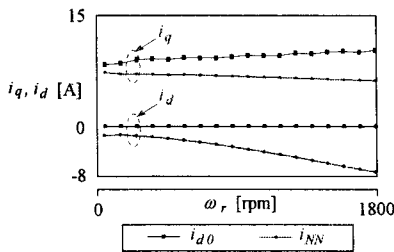


그림 5 부하토크 1 [pu] 에서 속도에 따른 i_d 와 i_q 의 변화의 비교

Fig. 5 The comparison of i_d and i_q variation by speed at load torque 1 [pu]

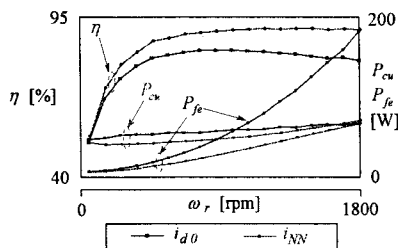


그림 6 속도 변화에 따른 η , P_{cu} , P_{fc} 의 변화의 비교

Fig. 6 The comparison of η , P_{cu} , P_{fc} variation by speed

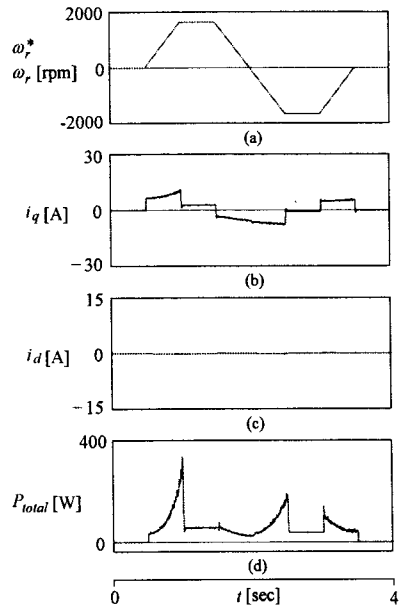


그림 7 4상한 운전의 대한 응답특성 (i_{d0} 제어)

Fig. 7 Response characteristics with quadrant drive (i_{d0} control)

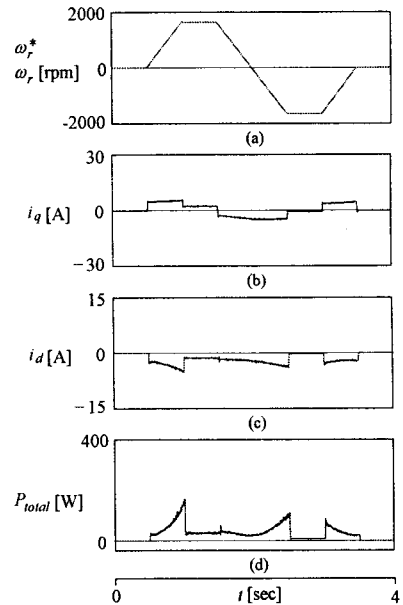


그림 8 4상한 운전의 대한 응답특성 ($i_{dopt} = NN$)

Fig. 8 Response characteristics with quadrant drive ($i_{dopt} = NN$)

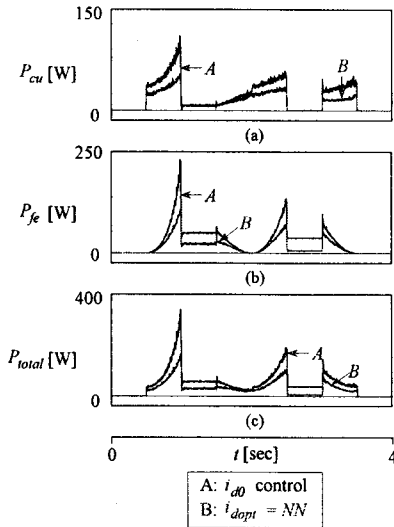


그림 9 i_{d0} 제어와 $i_{dopt} = NN$ 의 전체 손실 비교
 Fig. 9 Total loss comparison of i_{d0} control and $i_{dopt} = NN$ control

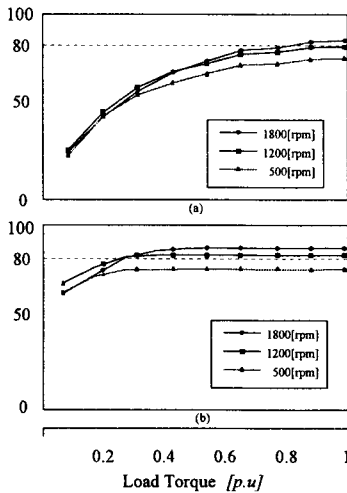


그림 10 부하 변화에 대한 효율 비교
 (a) i_{d0} 제어 (b) $i_{dopt} = NN$ 제어
 Fig. 10 Efficiency comparison of load variation (a) i_{d0} control (b) $i_{dopt} = NN$ control

그림 11은 종래의 PD(partial differentiation) 기법[6]을 이용하여 역기전력 상수, 전기자 저항 및 d 축 인덕턴스 등의 파라미터 변동에 대한 효율 감소율 나타내고 있다. 그림 11(a)는 파라미터 변동에 대한 전체 손실의 평균값을 비교하여 나타내었으며, 그림 11(b)는 전체손실의 최대값을 비교하여 나타내었다. 파라미터 변동은 정격값의 60%까지 증감하였을 경우의 응답특성으로 역

기전력 상수의 변동이 효율 감소율에 가장 큰 영향을 미치고, 다음으로 d 축 인덕턴스와 전기자 저항의 변동이 효율 감소 요인이 된다.

그림 12은 신경회로망을 이용한 효율최적화 제어 기법과 종래의 PD 기법을 이용한 효율최적화 제어의 역기전력 상수 변동에 대한 효율 감소율을 비교하여 나타낸다. 그림 12(a)은 역기전력 상수의 변동에 대한 전체 손실의 평균값을 비교하여 나타내었으며, 그림 12(b)은 전체손실의 최대값을 비교하여 나타내었다. 종래의 PD 기법에서는 역기전력 상수가 60% 증감하였을 경우 효율이 매우 악화되었지만, 신경회로망 제어 기법의 경우에는 효율 감소율이 0.5% 이내로 파라미터 변동에도 효율최적화 제어가 매우 양호하게 나타난다.

그림 13는 12과 같은 조건으로 전기자 저항의 변동에 대한 효율 감소율을 비교하여 나타낸다. 그림 13(a)는 전체 손실의 평균값을 비교하여 나타내었으며, 그림 13(b)는 전체손실의 최대값을 비교하여 나타내었다. 신경회로망 제어기법을 이용한 효율최적화 제어가 전기자 저항의 변동에도 효율감소율이 0.1% 이내로 매우 양호하게 제어되고 있다.

그림 14는 12과 같은 조건으로 d 축 인덕턴스의 변동에 대한 효율 감소율을 비교하여 나타낸다. 그림 14(a)는 전체 손실의 평균값을 비교하여 나타내었으며, 그림 14(b)는 전체손실의 최대값을 비교하여 나타내었다. 마찬가지로 신경회로망 제어기법을 이용한 효율최적화 제어가 d 축 인덕턴스의 변동에도 종래의 PD 기법에 비해 효율 감소율이 매우 적게 나타나고 있다.

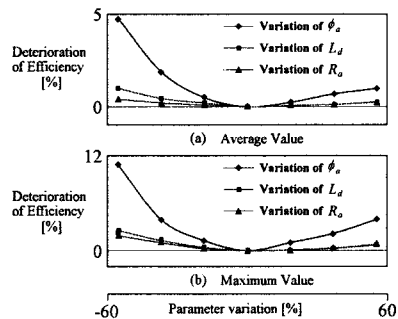


그림 11 파라미터 변동에 대한 효율 감소율 ($i_{dopt} = PD$)
 Fig. 11 Deterioration of efficiency due to parameter variation ($i_{dopt} = PD$)

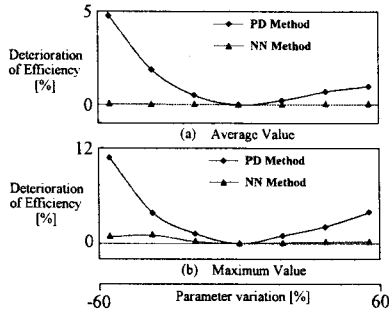


그림 12 파라미터 변동에 대한 효율 감소율 비교
 $(\phi_a = \pm 0.6\phi_a)$
 Fig. 12 The comparison of efficiency deterioration due to parameter variation
 $(\phi_a = \pm 0.6\phi_a)$

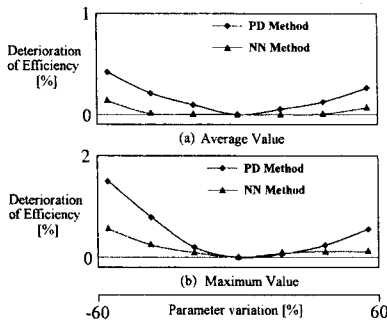


그림 13 파라미터 변동에 대한 효율 감소율 비교
 $(R_a = \pm 0.6R_a)$
 Fig. 13 The comparison of efficiency deterioration due to parameter variation
 $(R_a = \pm 0.6R_a)$

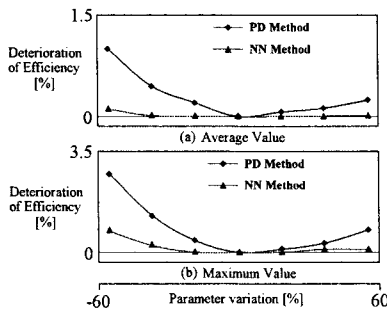


그림 14 파라미터 변동에 대한 효율 감소율 비교
 $(L_d = \pm 0.6L_d)$
 Fig. 14 The comparison of efficiency deterioration due to parameter variation
 $(L_d = \pm 0.6L_d)$

5. 결 론

본 논문에서는 IPMSM 드라이브의 효율 최적화 제어를 위하여 신경회로망 제어를 제시하였다. 제어가 가능한 전기적인 손실은 철손과 동손이며 이 손실은 EBPA(Error Backpropagation Algorithm)에 의해 최소화하였다. 손실 최소화는 효율 최대화를 이룩할 수 있었으며 효율 최적화 제어를 IPMSM 드라이브에 적용하여 양호한 응답특성을 얻을 수 있었다.

또한, 전동기 운전에 따른 파라미터 변동을 고려하였다. 종래의 PD 기법에 의한 효율최적화 제어에서는 전동기의 운전에 따른 역기전력 상수 및 전기자 저항, d 축 인덕턴스의 변화에 효율이 크게 감소되었다. 그러나 신경회로망을 이용한 효율최적화 제어에서는 더욱 감소되어 파라미터 변동에 대해 효율 감소율이 0.5% 이내로 나타났다. 역기전력 상수 및 전기자 저항 등의 파라미터 변동에 대해서도 신경회로망 제어기의 성능이 우수한 결과로 나타났다.

본 논문에서는 신경회로망을 이용한 IPMSM의 효율 최적화 제어를 이룩할 수 있었으며 파라미터 변동에도 만족한 성능 결과를 얻을 수 있었다. 따라서 본 논문에서 제시한 제어 기법의 타당성을 입증할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] C. Mademlis, J. Xypteras and N. Margaris, "Loss Minimization in surface permanent magnet synchronous motor drive," IEEE Trans. on IE, vol. 47, no. 1, pp. 115-122, 2000.
- [2] S. Morimoto, Y. Tong, Y. Taketa and T. Hirasu, "Loss minimization control of permanent magnet synchronous motor drives," IEEE Trans. on IE, vol. 41, no. 5, pp. 511-517, 1994.
- [3] C. Chan, R. Zhang, K. Chau and J. Jiang, "Optimal efficiency control of PM hybrid motor devices for electrical vehicles," Proc. IEEE PESC'97, vol. 1, pp. 363-368, 1997.
- [4] J. C. Lee, H. G. Lee and S. M. Nam, D. H. Chung, "Speed control of induction motor drive using adaptive FNN controller," International Conference ICEMS'04, Conference no. PI-5(430-M09-052), 2004. [CD no. 2]
- [5] N. S. Nam and D. H. Chung, "ANN sensorless control induction motor drive with AFLC," The Journal of KIIE, vol. 20, no. 1, pp. 57-64, 2008.
- [6] J. S. Choi, J. S. Ko and D. H. Chung, "Efficiency optimization control of SynRM drive with HAI controller," The Journal of KIIE, vol. 20, no. 4, pp. 98-106, 2006.