

자속 모델 기준 추종방식을 이용한 SRM 회전자 위치평가알고리즘 비교

최재동[~], 안재황^{**}, 황영성^{**}, 성세진^{**}, 오인석[†]
[~]한국항공우주연구소, ^{**}충남대, [†]한국원자력연구소

Comparison of SRM rotor position estimation algorithm using flux-current methods

Jae-dong Choi^{*}, Jae-hwang An^{**}, Young-seong Hwang^{**}, Se-jin Seong^{**}, In-seok Oh[†]
^{*}Korea Aerospace Research Institute, ^{**}Chungnam National University, [†]KAERI

ABSTRACT

This paper introduces a new rotor position estimation algorithm for the SRM, based on the magnetizing curves of aligned and unaligned rotor positions. The flux linkage is calculated by the measured data from phase voltage and phase current, and the calculated data are used as the input of magnetizing profiles for rotor position detection. Each of the magnetizing profiles consisted of the methods using the neural network and fuzzy algorithm.

And also, the optimal phase is selected by phase selector. To demonstrate the promise of this approach, the proposed rotor position estimation algorithms are verified by the experiment results for variable speed range.

1. 서론

Switched Reluctance Motor 센서리스 제어방식은 여자 되지 않은 상을 이용하여 이 상에 펄스를 인가하여 초핑 전류로부터 전류비를 검출하거나, 주파수 변조 엔코더에 의해 최대 릴럭턴스와 최소 릴럭턴스의 위치를 검출하는 방식, 상호 유도전압을 이용한 측정방식 그리고 회전자의 위치정보를 미리 모델링 하여 여자된 상으로부터 전류와 전압 검출을 통해 기준 모델을 추종하는 방식이 있다. 지금 까지 연구된 여러 가지 비간접 회전자 방식 중 자화모델 기준 추종방식을 제외한 거의 모두는 여자 되지 않은 상중의 하나에서 인덕턴스를 측정하는 원리에^[1-3] 기분을 두고 있다. 그러나 이와 같이 유도된 전압과 크기가 같은 전력 변환 신호를 인가하여 검출된 신호를 계산하는 방식과 낮은 레벨의 고주파 신호를 이용하는 방식에는 전압 리플 영향으로 인한 측정의 어려움, 부토크 발생, 속도 증가와 함께 정밀도가 떨어지거나 자기 포화의 영향 및 공극이 큰 기기 응용에 적용하는데 어려움이 있다.

따라서 이와 같은 단점을 제거한 자화 모델 기준 추종방식이 최근 활발하게 연구되고 있다. 자화 모

델 기준 추종방식은 전류 수정 모델을 이용한 순간 회전자 위치 평가에 대한 방식^[4-5]과 지능제어기(퍼지 혹은 신경회로망)를 기반으로 한 방식이 SRM의 회전자 위치 센서리스 제어를 위해 이용되어지고 있고 그 결과들이 제안되어지고 있다^[6-7]. 전류-자속 모델 기준 추종 방식의 특징은 상세한 자화특성과 함께, SRM의 회전자 위치 센서리스 제어가 가능하다는 것이다.

본 연구에서는 비간접 회전자 위치를 검출하기 위해 필요한 자화곡선을 비선형 특성 해석에 적합한 신경회로망을 이용한 방식과 퍼지 자속관측기를 이용한 방식이 각각 사용되었다. 각 상에서 검출된 회전자 위치는 각 상을 모두 합하여 최종 필요한 회전자각으로 사용된다. 이때 제안된 알고리즘이 실험결과를 통해 비교 분석된다. 각각의 방식으로부터 얻어진 결과의 장단점 비교를 통해 향후 SRM 센서리스 제어 시 보다 적합한 알고리즘을 선택할 수 있게 한다.

2. 자속-전류 검출 알고리즘

모든 SRM 모터는 상 인덕턴스, 상 전류, 회전자 위치 사이에 특별한 관계를 가지며 이것으로부터 간접적으로 SRM의 회전자 위치를 예측할 수 있도록 한다. 본 연구에서 제안된 자속-전류에 의한 회전자 위치 검출방식은 상 전류와 상 전압의 측정만으로 위치 계산이 가능하다. 먼저 쇄교자속은 상 전압과 상 전류로부터 측정된 데이터에 의해 계산되며, 계산된 데이터는 회전자 위치 검출을 위해 필요한 자화 곡선의 입력으로 사용된다. 자화곡선은 비선형 특성 해석에 적합한 신경회로망을 이용한 방식과 지식 기반 퍼지 자속관측기를 이용한 방식을 통해 각각 구성되었으며, 회전자 위치 검출을 위한 최적의 상을 선정하기 위한 방법이 제시되었다. 신경회로망을 이용한 회전자 위치 검출 방식은 신경회로망의 학습시간에 의한 시간지연을 고려하여 오프라인으로 구성하였다. 제안된 퍼지 자속관측기는 회전자 위치, 전류와 자속의 관계에 의한 룰 베이스를 생성하였으며, 퍼지화와 비퍼지화를 통해 SRM의 자화특성곡선을 생성하였다.

2.1 신경회로망을 이용한 자속관측기 모델

신경회로망을 SRM 자화특성 모델링에 사용하고 자 하는 목적은 데이터 수가 적고 비선형적 특성을 갖는 SRM 특성을 토대로 변수를 추정하는 과정과, 회전자 위치가 변화될 때 각 전류크기에 대한 해석결과를 학습시켜 보다 정확한 해를 얻고자 함에 있다. 신경회로망의 SRM 응용을 위해, 학습 데이터 설정은 입력으로 쇄교자속(λ)과 전류(i)로 구성되고, 출력으로서 쇄교자속과 전류에 일치하는 회전자 위치(θ)가 설정된다. 먼저 충분한 학습 데이터가 주어졌고, 신경회로망(Artificial Neural Network)은 적절한 망 구조를 위한 자속, 전류와 회전자 위치사이의 관계를 형성하였다. 이때, 이 오프라인 학습된 ANN은 자속-전류($\lambda-i$)값들의 차를 갖는 시험 데이터 셋에 대해 계산되어졌다. 그림 1은 ANN이 오프라인 학습 방법을 보여주고 있다. 신경회로망 학습 방식으로는 학습횟수와 뉴런수에 따라 그 값이 달라질 수 있으므로 본 연구에서는 100회, 200회, 300회의 반복학습을 통해 300회 학습에서 최적의 값을 유도할 수 있었다. 또한 학습과정에서 뉴런수 3의 값이 가장 적절한 뉴런수임을 확인하였다.

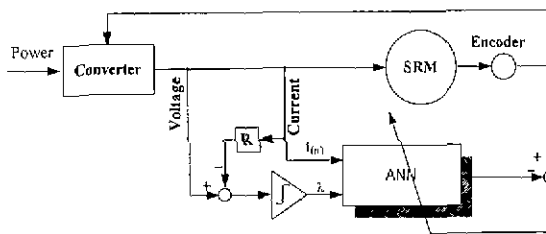


그림 1 신경회로망 오프라인 학습방법

ANN에 의해 학습된 결과는 자속 관측기모델로 이용된다. 온라인 구성에 의한 실시간 학습방식은 위치평가를 구성하기 위해서는 계산시간이 너무 길게 소요되므로 본 연구에서는 룩업테이블로 구성하였다. 이에 대한 블록 다이어그램이 그림 2에 보여지고 있다.

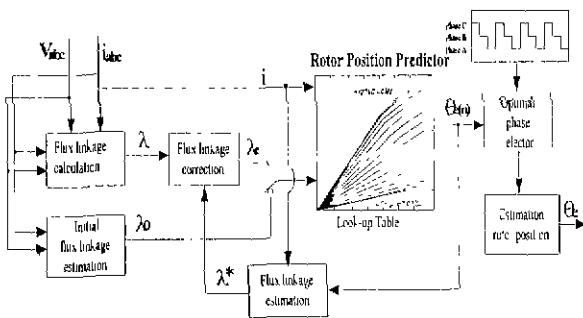


그림 2 오프라인 신경회로망에 의한 각 측정알고리즘

제한된 알고리즘의 동작원리를 살펴보면 먼저, 위

치 수정은 최종 평가되는 위치 θ_e 를 얻기 위하여 초기 예측되는 위치 θ_p 를 수정한다. 각상에 쇄교자속, 전류와 회전자 위치가 다음처럼 표현되어진다.

$$\lambda = \lambda(i, \theta) \quad (1)$$

$$i = i(\lambda, \theta) \quad (2)$$

$$\theta = \theta(i, \lambda) \quad (3)$$

그러므로, λ , i 그리고 θ 에 대한 미세 변화는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\Delta\lambda = \left[\frac{\partial\lambda}{\partial i} \right]_{\theta=\text{일정}} \cdot \Delta i + \left[\frac{\partial\lambda}{\partial\theta} \right]_{i=\text{일정}} \cdot \Delta\theta \quad (4)$$

$$\lambda_e = \lambda + \Delta\lambda \quad (5)$$

$$\Delta\theta = \left[\frac{\partial\theta}{\partial i} \right]_{\lambda=\text{일정}} \cdot \Delta i + \left[\frac{\partial\theta}{\partial\lambda} \right]_{i=\text{일정}} \cdot \Delta\lambda \quad (6)$$

$$\theta_e = \theta_p + \Delta\theta \quad (7)$$

식(7)에서 θ_e 는 이전과 실제 위치값들을 이용함으로써 선형적으로 연결되어 질 수 있다. 그러므로, $\Delta i=0$ 을 가정한 모델이 가장 오차가 적다. 식(4)에서 전류($\Delta i=0$)의 오차가 없다고 가정한다면, $\Delta i=0$ 의 조건으로부터 식(8)을 얻을 수 있다

$$\Delta\theta = \left[\frac{\partial\theta}{\partial\lambda} \right]_{i=\text{일정}} \cdot \Delta\lambda \quad (8)$$

다음 레벨에서, $\Delta\lambda$ 를 생성하기 위해 실제 쇄교자속 λ 를 가지고 계산된 쇄교자속 $\lambda_e(\theta_p, i)$ 를 비교한 후 $\Delta\theta$ 를 생성하기 위해 θ_p 를 수정한다. 요구되는 정확도에 따라 오차각 수정이 쇄교자속 오차, $\Delta\lambda$ 가 거의 무시할 정도가 될 때까지 여러 번 반복한다. 마지막으로 최종 각 값 $\theta_e(n)$ 을 결정하기 위해, 선정된 상 각은 최적 상 선정기로부터 발견된 그들의 각각의 신뢰값에 의해 곱하여 진다. 그리고 전체는 모든 신뢰값 성분들을 부가함으로써 나누어 진다.

$$\theta_e = \frac{\theta_A \cdot C_A + \theta_B \cdot C_B + \theta_C \cdot C_C}{C_A + C_B + C_C} \quad (9)$$

여기서, θ_e 는 최종 결정된 측정각이고, θ_A, θ_B 그리고 θ_C 는 각각 상 A, 상 B 그리고, 상 C의 각상의 측정값이고, C_A, C_B 그리고 C_C 는 각상의 신뢰값들이다.

2.2 퍼지논리기반 자속관측기 모델

본 절에서는 퍼지 논리기반 제어기를 이용한 자속관측기가 SRM의 회전자 위치를 얻기 위해 제안되어졌다. 제안된 퍼지 자속관측기는 회전자 위치, 전류와 자속의 관계에 의한 룩업테이블을 생성하였으며, 퍼지화와 비퍼지화를 통해 SRM의 자화특성

곡선을 생성하였다.

먼저 퍼지 영역을 결정하기 위해, 입·출력 멤버쉽 함수가 각각 정의되어졌다. 이때 각 입출력 데이터 쌍으로부터 퍼지 룰을 결정하기 위해, 첫 번째 단계는 그들의 일치하는 퍼지 영역의 모든 멤버쉽에 각 데이터 값(자속, 전류, 각)의 정도를 찾아내는 것이다. 변수는 이때 최대값을 갖는 영역에 할당되어 진다. 각각의 새로운 룰이 입-출력 데이터 쌍으로부터 발생되어 질 때, 룰 크기 혹은 진리표가 그 룰에 할당되어 진다. 여기서 이 룰 정도는 예측 각에 대한 쇄교자속과 전류에 관련된 함수로 관련되어진다.

위의 결과로부터, 모든 학습 데이터 셋은 일치하는 퍼지 룰들을 만들고 이것은 퍼지 룰 베이스에 저장된다. 이때 전류와 쇄교자속 퍼지 셀, 이것은 입력들로서 2차원 룰업 테이블의 축이고, 저장된 테이블 값들은 회전자 위치를 나타내는 출력 셋이다.

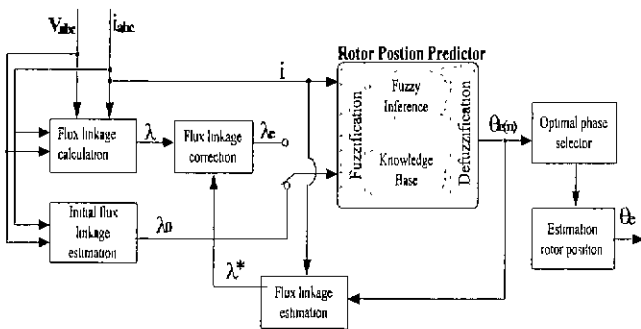


그림 3 제안된 퍼지 회전자 위치 측정 알고리즘

$$\lambda(n) = \lambda(n) + \Delta\lambda \quad (10)$$

$$\lambda(0) = 0$$

여기서 n 은 샘플링 수이다. 식(10)에 의해 계산된 쇄교자속 λ 와 전류 i 값은, 생성된 퍼지논리 기반 자화곡선을 통해 쇄교자속과 전류값에 유일하게 일치하는 회전자 위치를 찾을 수 있다. 초기 회전자 위치는 짧은 순간 전류펄스를 인가하여 절대 회전자 위치를 검출한다. 초기 예측된 $\theta_e(k-1)$ 는 회전자 위치를 결정하기 위한 초기 값으로 이용되어질 것이다. 이때 퍼지 회전자 위치 예측 알고리즘을 통해 관측된 회전자 위치는 자속-각 룰업 테이블을 통해 자속 $\lambda^*(\theta_p(k-1), i)$ 를 생성한다. 다음 레벨에서, 실제 자속 λ 와 룰업 테이블을 이용해 얻어진 자속 $\lambda^*(\theta_p(k-1), i)$ 와 비교하여 수정된 λ_e 값이 출력되어진다. 마지막으로 최적 상 선정기를 통해 최적의 상을 결정하게 된다.

3. 실험결과

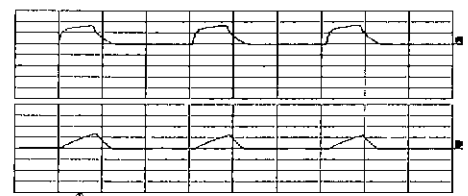
회전자 위치평가 알고리즘의 특성을 실험하기 위해서 본 연구에서는 6/4구조를 갖는 1Hp SRM이

사용되었으며, 간단한 PI제어기가 이용되었다. 또한 제안된 알고리즘의 회전자 위치 검출의 적용범위의 가능성을 확인하기 위해 1000[rpm]으로부터 2000[rpm]까지 실험하였다.

그림 4는 오프 신경회로망을 이용한 1000rpm 일때의 전류, 자속, 실제 측정 각 및 예측각의 실험 결과를 보여준다. 그림 4(b)의 각 측정 결과에서 10[deg/div]은 DSP의 D/A보드를 통해 출력된 값으로 실제 출력값은 1[V/div]으로 나타난다. 그림 3.12는 2000rpm일때의 전류, 자속, 실제 측정각 및 예측각에 대한 실험결과를 각각 보여주고 있다. 1000rpm과 2000rpm에서의 실험결과를 비교하여 볼 때 1000rpm보다는 2000rpm에서 오차가 적게 나타난다. 그 이유는 1000rpm에서의 전류와 자속 값이 작아 룰업 테이블에 존재하는 데이터영역에서 각 변화량을 예측하기 어렵기 때문이다. 또한 센서리스 제어에서 평활 전류 제어 방식을 이용하면 전류변화가 일정하여 예측 각의 정밀도를 높일 수 있다.

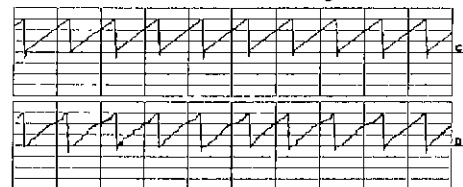
그림 6과 7은 퍼지 자속관측기를 이용한 회전자 측정알고리즘의 특성 실험결과이다. 퍼지 자속관측기 알고리즘방식도 신경회로망을 이용한 방식과 마찬가지로 최적 검출영역으로부터 각 상에서 30°의 각을 검출하여 최종 예측 각으로 계산되어졌다.

그림 6과 그림 7의 실험결과에서도 마찬가지로 오히려 속도가 증가할 때 전류값과 자속값의 증가로 인해 보다 더 정확한 각을 예측하고 있음을 보여주고 있다. 또한 실험결과로부터 오프 신경회로망을 이용한 각 측정알고리즘보다 오차 각이 훨씬 더 적음을 알 수 있다. 이것은 퍼지 룰업테이블에서 해당되는 값이 4개의 값을 읽게 되며 이 값들의 무게 중심값을 이용하기 때문에 어떠한 노이즈나 외란 발생 시에도 측정에 있어 큰 오차가 발생하지 않아 실제 측정각과 거의 같은 각을 예측할 수가 있다.



[A : 1A/div, 5ms/div]
[B : 50mWb/div, 5ms/div]

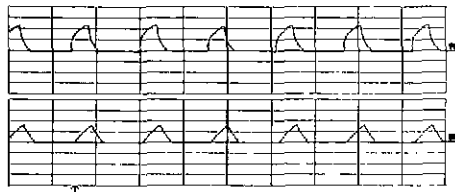
(a) Current and flux linkage waveform



[C : 10deg/div, 5ms/div]
[D : 10deg/div, 5ms/div]

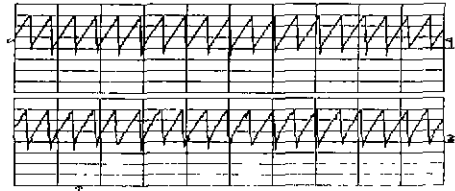
(b) The real angle and estimated angle

그림 4 1000[rpm]에서 오프 신경회로망을 이용한 예측각 실험결과



[A : 1A/div, 5ms/div]
[B : 50mWb/div, 5ms/div]

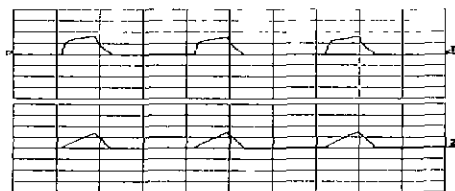
(a) Current and flux linkage waveform



[1 : 10deg/div, 5ms/div]
[2 : 10deg/div, 5ms/div]

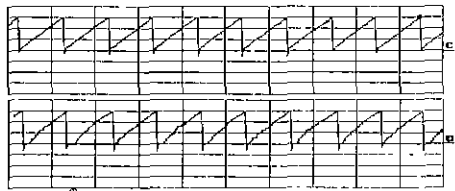
(b) The real angle and estimated angle

그림 5 2000[rpm]에서 오프 신경회로망을 이용한 예측각 실험 결과



[1 : 1A/div, 5ms/div]
[2 : 50mWb/div, 5ms/div]

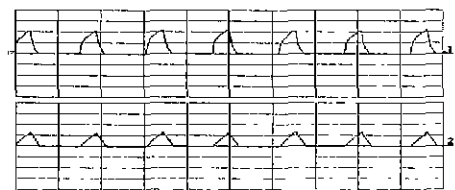
(a) Current and flux linkage waveform



[C : 10deg/div, 5ms/div]
[D : 10deg/div, 5ms/div]

(b) The real angle and estimated angle

그림 6 1000[rpm]에서 퍼지 알고리즘을 이용한 예측 각 실험 결과



[1 : 1A/div, 5ms/div]
[2 : 50mWb/div, 5ms/div]

(a) Current and flux linkage waveform



[C : 10deg/div, 5ms/div]
[D : 10deg/div, 5ms/div]

(b) The real angle and estimated angle

그림 7 2000[rpm]에서 퍼지 알고리즘을 이용한 예측 각 실험 결과

4. 결론

본 연구에서는 SRM 센서리스 제어를 위한 회전자 위치 검출 알고리즘으로 신경회로망과 퍼지 제어 알고리즘이 제안 비교되었다. 회전자 위치 검출 알고리즘은 PI 제어기와 퍼지 속도 제어기와 결합되어 1000[rpm]과 2000[rpm]에서 속도 응답, 예측각, 전류 및 자속 변화에 대한 실험이 수행되었다.

실험결과 신경회로망을 이용한 회전자 위치 평가 알고리즘보다 퍼지 제어기를 이용한 알고리즘이 노이즈나 외란에 의한 영향에 보다 강인함 특성을 보여주었다.

참고 문헌

- [1] J. P. Lyons, S. R. MacMinn, and M. A. Preston, "Flux/current methods for SRM rotor position estimation," *IEEE Industrial Applications Society Annual Meeting*, pp. 482-487, 1991.
- [2] A. H. Lumsdaine and J. H. Lang, "State observers for variable-reluctance motors," *IEEE Trans. on Industrial Applications*, Vol. 37, No.2, pp. 133-142, 1990.
- [3] G. Gallegos-Lopez, P. C. Kjaer, and T. J. E. Miller, "A new sensorless method for switched reluctance motor drives," *IEEE Industrial Applications Society Annual Meeting*, pp. 564-570, 1997.
- [4] N. Ertugal and P. P. Acarnley, "A new algorithm for sensorless operation of permanent magnet motors," *IEEE Trans. on Industrial Applications*, Vol. 30, pp. 126-133, 1994.
- [5] G. Gallegos-Lopez, P. C. Kjaer, T. J. E. Miller, "High-grade Position Estimation for SRM Drives Using Flux linkage/Current Correction Model," *Proc. IEEE Industrial Applications Society Annual Meeting*, pp731-738, 1998.
- [6] N. Ertugrul and A. Cheok, "Indirect Angle Estimation in Switched Reluctance Motor Drives using Fuzzy Logic Based Predictor/Corrector," *IEEE Power Electronics Specialist Conference*, pp845-851, 1998.
- [7] P. C. Kjaer et al., "Position Sensorless Control of a SRM Drive Using ANN-Techniques," *IEEE Industrial Applications Society Annual Meeting*, pp709-714, 1998.