

신경회로망과 GA를 이용한 SRM의 고효율운전에 관한 연구

최기영*, 오석규**, 안진우*
 *경성대학교, **진주산업대학교

High Efficiency Drive of SRM with Neural Network and Genetic Algorithms.

Gi-Young Choi*, Seok-Gyu Oh**, Jin-Woo Ahn*
 *Kyungsung Univ., **Chinju Nat'l Univ.

ABSTRACT

The switched reluctance motor (SRM) drive system provides a good adjustable speed characteristics. However, higher torque ripple are one of the few disadvantages of the SRM drives. The SRM would have to operated with an MMF waveform specified for switching angle and phase voltage.

This paper proposes control modelling method using ANN(Artificial Neural Network) and GA(Genetic Algorithms) that are used to control switch-on angles and input voltage.

1. 서 론

최근에 전력용 반도체의 개발과 공장자동화 추세에 따라 다기능, 가변속 제어의 성능을 가진 새로운 형태의 전동기구조들이 개발되고 있다. 그 중에는 영구자속형 브리쉬레스 직류전동기(Permanent Magnet Brushless DC Motor), 동기 릴럭턴스 전동기(Synchronous Reluctance Motor), 스위치드 릴럭턴스 전동기(Switched Reluctance Motor, SRM)등이 있다.

스위치드 릴럭턴스 전동기(Switched Reluctance Motor, SRM)는 전자기적인 구조가 간단 견고하며, 고효율, 고평토크/관성비, 넓은 범위의 가변속운전의 장점을 가진 전동기구조로서 여러 가지 산업분야 및 가전분야에 그 적용범위를 넓혀가고 있다.[1]

그러나 SRM은 운전중에 자속밀도가 다른 전동기에 비해 높은 영역에서 운전함으로써 자기포화 심하여 토크 발생에 영향을 미치는 인덕턴스의 변화를 예측하기가 어렵다. 이것으로 인하여 전 운전영역에서의 적절한 스위칭각과 인가전압의 가변으로 고효율을 유지하기 어렵다.

상전류 파형의 크기와 형상은 1) 선행 스위칭각

에 의해 제어되는 초기의 전류 2) 인가전압 3) 속도 역기전력 4) 가변 인덕턴스를 포함한 임피던스에 따라 결정되어진다. 1), 2)는 스위칭 인버터에 의해 제어되는 반면에 나머지는 운전특성에 의해 정해진다. 따라서 선행 스위칭각과 인가전압은 안정화 운전을 위해 적절히 제어되어야 함으로 비선형 특성을 가지는 운전조건에 충족시킬 수 있는 제어기법이 요구된다.

본 논문에서는 비선형 시스템에 강한 최적화 알고리즘으로써 신경회로망과 유전자 알고리즘을 이용하여 전 운전영역에서 고효율 운전이 가능하도록 인가전압과 스위칭 각을 조정하여 고효율 운전점을 구하고, 신경회로망 이론을 이용하여 학습을 시키고 이때 가중치(weight)의 탐색에 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms: 이하 GA)을 이용하여 SRM의 고효율로 운전되는 조건을 도출하고자 한다. 그리고 알고리즘이 적용된 후 향상된 점을 논의하고자 한다.

2. 신경회로망과 유전자알고리즘의 적용

SRM의 자기적 구조는 릴럭턴스 토크를 최대로 활용하기 위하여 그림 1에서와 같은 이중 돌극형 구조를 채택하고 있으며 고정자에만 집중권으로

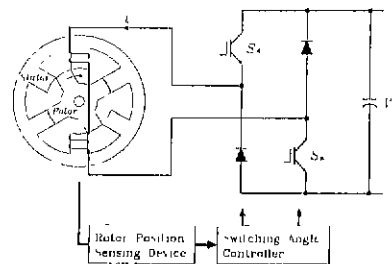


그림 1 6/4극 SRM의 구성도
 Fig. 1 Schematic diagram of 6/4 SRM

권선이 감겨져 있는 단일여자방식(single exciting method)에 의해 자기회로에서 킬럭턴스를 최소화하려는 방향으로 작용하는 킬럭턴스 토오크를 활용하는 전동기구이다.

SRM은 인가전압, 스위치 온, 오프각에 의해 제어되는데 SRM의 스위치 온, 오프각은 전류파형의 크기와 형태를 조정하고 동시에 토오크 크기와 형태를 변화시켜 토오크 맥동과 속도변동을 유발시키는 등 운전특성과 깊은 상관관계를 갖는다. 그리하여 회전자 속도와 부하조건에서의 최적운전특성을 가지기 위해서는 정밀하게 조정되어야 한다.

2.1 SRM 드라이브의 동작특성

SRM 드라이브에서의 동작특성은 주로 전류도통각과 인가전압의 조정제어로 행하여진다. 그 중 전류도통각의 조정은 부하의 속도-토오크특성에 맞게 미리 설정한 알고리즘에 의하여 일정 도통각 제어방식, 가변 도통각 제어방식, 일정 토오크각 제어방식 등으로 행한다. 이러한 방식에서는 부하의 변화에 대하여 제어기의 연산에 의하여 주로 기자력 전류의 크기와 파형의 변화로 대응한다.

SRM의 전압방정식과 토오크 식은 다음과 같다.

$$v(\theta) = \left[R + \frac{dL(\theta)}{d\theta} \omega \right] \cdot i(\theta) + L(\theta) \frac{di(\theta)}{d\theta} \omega \quad (1)$$

$$T(\theta) = \frac{1}{2} i(\theta)^2 \frac{dL(\theta)}{d\theta} \quad (2)$$

여기서 $i(\theta)$ 와 $L(\theta)$ 은 회전자 위치각 θ 에서의 고정자 상권선의 전류와 자기 인덕턴스 값을 나타내고 있다.

SRM 드라이브에서의 토오크발생은 식 (2)와 같이 때문에 가변 인덕턴스의 선형성이 안정한 운전에서 필수적인 조건이다. 그러나, SRM의 토오크발생이 대부분 자기회로의 포화영역에서 이루어지므로 이러한 포화현상으로 인하여 가변인덕턴스가 그림 2와 같이 심한 비선형성을 가게 되며 이로 인해 기자력 전류의 파형은 각 운전조건에서 다양하게 변하게 되어 토오크리플 및 속도변동을 가져오고 고효율 운전에 영향을 준다.

SRM은 임의의 전압과 속도에 대해서 부하에 따라서 고효율로 구동되는 도통각이 존재하게 된다. 일반적으로 SRM을 고효율로 구동하기 위해 도통각을 제어하는 여러 가지 제어방법을 사용하고 있지만 이들은 많은 실험과 경험에 의해 운전을 하고 있다.

본 논문에서는 신경회로망과 유전자 알고리즘을 사용하여 SRM이 고효율로 구동되는 운전 조건을

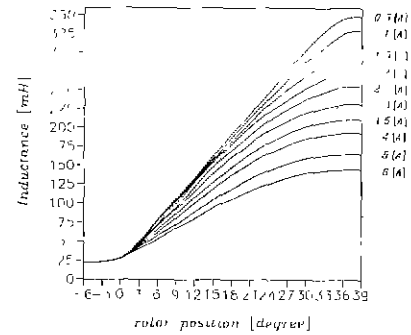


그림 2 회전자위치와 각 전류에 따른 인덕턴스

Fig. 2 Inductance according to rotor position and each currents

탐색 알고리즘을 사용하여 많은 실험 과 시간을 소비하지 않고 고효율 운전점을 찾고자 한다.

2.2 제어 알고리즘의 적용

신경회로망은 생물학적 뉴런(Neuron)의 가장 기본적인 기능과 유사한 기능을 가진 요소들로 구성되어 있어 뇌와 유사한 많은 특성을 보유하고 있다. 즉, 경험으로부터의 학습, 앞서 주어졌던 예에서 새로운 것을 생성, 오류를 포함한 입력 데이터로부터 기본적인 특성을 추출하는 능력을 가지고 있다. 그리고 비선형 함수를 학습할 수 있는 학습능력, 왜곡되거나 잡음을 가진 입력에 대하여 바른 인식을 할 수 있는 강인성, 불완전한 입력 데이터에 의해서도 학습에 의해 일반적인 출력값을 내는 일반화 기능, 다량의 복잡한 데이터를 효과적으로 처리할 수 있는 병렬분산처리 특성 등을 가지고 있다. 특히 제어 대상 시스템이 미지의 비선형성을 갖는 경우에도 제어대상의 입출력패턴을 학습시킴으로 시스템식별을 효과적으로 할 수 있어 원하는 제어특성을 얻을 수 있다.

진화 알고리즘은 자연세계의 진화과정을 컴퓨터 상에서 시뮬레이션 함으로써 복잡한 실세계의 문제를 해결하고자 하는 계산모델이다. 진화 알고리즘은 구조가 간단하고 방법이 일반적이어서 응용범위가 매우 넓으며, 특히 적응적 탐색과 학습 및 최적화를 통한 공학적인 문제의 해결에 많이 이용된다. 특히 탐색능력이 뛰어나고, 국부수렴을 극복하기가 쉬워서 최근에는 신경망, 퍼지 로직과의 결합으로 그 응용범위는 점점 늘어나고 있는 추세이다.

SRM의 고효율로 운전하기 위해 비 선형 시스템에서 우수한 성능을 보이고 있는 신경회로망을 이용하여 On각과 입력 전압과 토오크, 속도에 대한 효율의 관계를 관측하고자 한다.

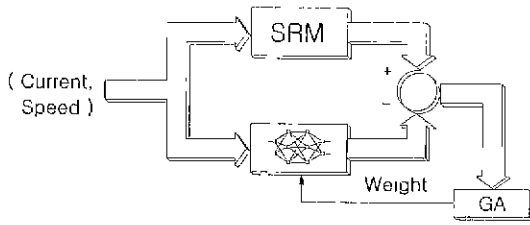


그림 3 학습 알고리즘의 블록도
Fig. 3 Block diagram of training algorithm

그림 3은 신경회로망의 역전파(Back-propagation) 부분을 GA로 구성하여 전체 시스템을 간략하게 나타낸 그림이다. SRM의 최대효율로 운전되기 위한 조건을 도출하기 위해 추출해낸 임의의 데이터를 학습하는 로직은 신경회로망이 처리하고 은닉층의 weight function을 구하는 로직은 GA가 처리하도록 되어 있다.

신경회로망은 입력되는 데이터의 수가 적으면 학습되지 않은 전류값에서의 오차를 가져올 가능성이 있고, 입력데이터가 많으면 학습시간이 오래 걸리는 단점이 있다. 그리고 은닉층의 개수와 뉴런의 개수에 의해서도 오차를 가져올 수가 있다. 따라서 국부수렴을 피하고 탐색능력이 뛰어난 GA를 사용하여 신경회로망의 단점을 보완하였다.

유전자 알고리즘에서 선택은 개체를 교배하여 자손을 만들 개체를 선택하는 과정으로 룰렛 선택에 의한 선택확률에 따라 짝수개가 선택되도록 하였으며, 선택확률은 25% 내에서 선택되도록 하였고, 이렇게 선택된 개체는 두 개씩 교배하게 된다. 돌연변이도 돌연변이 확률에 의해 발생되도록 하였고, 돌연변이 확률은 1%내에서 이루어지도록 하였다.

3. 실험 및 결과

효율 특성을 측정하고 해석하기 위해 적용한 측정시스템의 구성을 그림 4에서 보여주고 있다. 사용된 모터는 1.5kW급 8/6 SRM을 사용하였다.

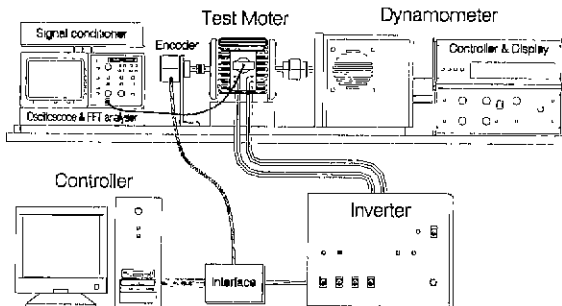


그림 4 실험장치
Fig. 4 Test equipment

인버터는 각 상권선을 독립적으로 제어할 수 있는 클래식 인버터를 적용하였으며 전압제어기로서 강압초퍼를 사용하였다. 그리고 회전자의 위치를 검출하기 위한 증분형 엔코더와 부하장치인 다이내모미터로 SRM 드라이브 시스템을 구성하였다.

그림 5는 각 속도에서 고효율 운전조건을 만족하는 신경회로망의 학습에 사용한 기초실험 데이터를 보여주고 있다. 이때 그림 5에서 ●는 1000rpm, ▲는 1500rpm, ■는 2000rpm에서 On각과 전압, 전류 조건에서 최대 효율점이다.

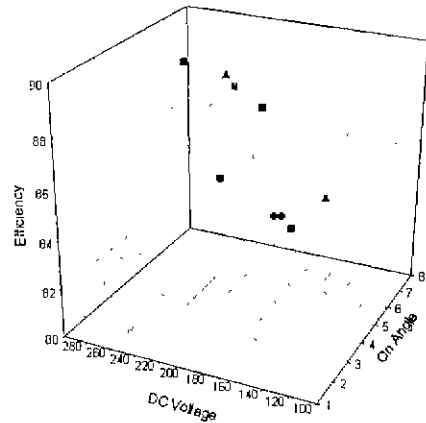


그림 5 기초실험 데이터
Fig. 5 Basic test data

그림 6은 신경회로망과 GA를 이용하여 위의 데이터를 학습하여 최종적으로 그림 4의 SRM 드라이브 시스템에 적용할 학습 결과를 보여 주고 있다. 그림 6에서 ●는 1000rpm, ▲는 1500rpm, ■는 2000rpm에서 On각과 전압, 전류 조건에서 최대 효율점이다

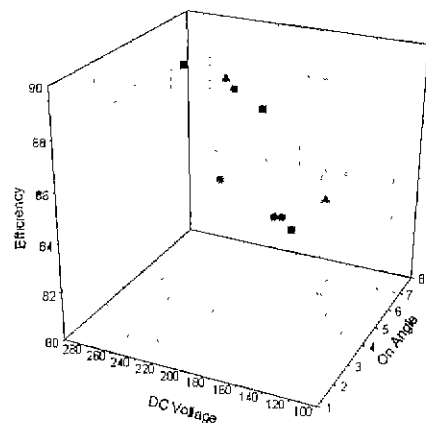


그림 6 학습 결과
Fig. 6 Training result

4. 결 론

SRM 드라이브에서 비선형특성으로 인하여 전 운전 영역에서 고효율 운전을 하기가 어렵다. 이를 극복하기 위하여 비선형 시스템에 적합한 제어알고리즘을 채택하여야 한다.

본 논문에서는 비선형 시스템에 우수한 특성을 가진 것으로 알려진 신경회로망과 유전자 알고리즘을 이용하여 임의의 속도와 부하에서도 고효율 운전이 가능하도록 인가전압과 스위칭 각을 조정하기 위한 제어시스템 모델을 제시하였다. 이에 대한 실험 결과는 차후에 제시하고 제어알고리즘이 적용된 후 향상된 점을 논의하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] 안진우, 황영문, 스위치드 릴럭턴스 전동기 구동과 응용, 신지서원, 1998.
- [2] Toshio Fukuda, Takanori Shibata, "Theory and Applications of Neural Networks for Industrial control systems", IEEE Trans. on Indust. Elec., pp472-489, vol. 39, No.6, 1992.
- [3] Y.Zang, G.P.Chen, O.P.Malik, G.S.Hope, "An Artificial Neural Network based Adaptive Power System Stabilizer", IEEE Trans. on Energy Conversion, pp71-77, vol. 8, No. 1, 1992.
- [4] Zbigniew Michalewicz, *Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs Second Edition*, Springer-Verlag 1992