

# 인공 신경망에 기반한 영구자석 동기기의 온도 추정

최종훈, 이준, 하정익  
서울대학교

## Temperature Estimation of PMSM Based on Artificial Neural Network

Jong Hun Choi, Jun Lee, and Jung-Ik Ha  
Department of Electrical Engineering, Seoul National University, Seoul, Korea

### ABSTRACT

본 논문에서는 영구자석 동기 전동기의 온도 변화를 인공 신경망을 통해 예측 및 추정하는 방법을 제시한다. 고정자와 회전자의 온도와 속도, 토크를 입력으로 하여 다음 샘플링 주기까지의 온도 변화를 출력하는 인공 신경망이 제시되었다. 여러 운전점에서 수집된 온도 데이터를 사용하여 훈련된 신경망은 임의의 온도를 시작 온도로 설정하고 출력인 온도 변화를 적분하여 현재의 온도를 추정한다. 제시된 방식은 시뮬레이션을 통해 검증되었고 훈련에 사용되지 않았던 운전 경로에 대해 항상 2°C 이하의 추정 오차 성능을 보였다.

### 1. 서 론

영구자석 동기 전동기는 높은 전력 밀도와 고효율 등의 특징으로 인해 많은 연구가 진행되었다. 영구 자석은 온도에 따라 그 특성이 변하기 때문에 영구자석 동기 전동기의 성능은 전동기 내부, 특히 자석의 온도에 많은 영향을 받는다. 예를 들어, 전동기 구동 중에 자석 온도가 과도하게 상승할 경우 자석의 영구 감자 현상으로 인해 전동기 성능 저하를 일으킬 수 있다. 그러므로 전동기 성능이 저하되는 것을 방지하기 위해 전동기 내부의 온도 데이터를 획득하는 것이 필요하다.

온도는 기본적으로 센서를 사용하여 측정되는데, 이는 센서 부작의 어려움과 고장에 대한 신뢰성, 비용 등의 문제를 수반한다. 이를 피하여 제시된 기존 온도 추정 방법으로는 고주파 신호를 주입하여 계산한 고주파 저항 성분을 이용하여 온도를 추정하는 방법이 있는데, 이 방법은 추가적인 손실이 발생할 수 있고 장기간 운전에 의한 제정수 변화에 의해 잘못 추정할 수 있다는 단점이 존재한다<sup>[1]</sup>. 또 다른 추정 방법은 전동기의 열 등가 모델을 이용하는 것인데,<sup>[2]</sup> 전동기 내의 복잡한 열 흐름 관계를 모두 모사하기 위해서는 매우 많은 열 저항과 열 캐패시터가 요구된다. 이 경우 운전 중 추정을 위해 요구되는 연산은 제어기에 큰 부담이 된다.

본 논문에서는 전동기 내부의 복잡한 열 흐름을 고려하지 않고도 가장 온도가 높은 지점의 온도 변화를 추정할 수 있는 인공 신경망 구조를 제시한다. 실험적으로 전동기 내의 가장 높은 온도를 수집하여 해당 값을 추정해 감으로써 전동기에서 온도 센서를 제거할 수 있도록 한다.

### 2. 본 론

#### 2.1 인공 신경망의 모델링

열 등가 모델에서는 발생된 손실의 열량과 현재 온도, 주변에 연결된 열 저항, 열 캐패시턴스를 이용해 다음 샘플링 주기의 온도를 추정한다. 이 방법에 착안하여 현재 고정자, 회전자의 온도와 속도, 토크를 인공 신경망의 입력으로, 다음 샘플링 주기까지의 고정자, 회전자의 온도 변화를 출력으로 결정하였다. 열 등가 모델에서 발생하는 열은 마찰손, 동손, 철손이 더해져 나타나는데, 세 손실은 모두 속도, 전류와 관계를 갖는다. 그러므로 속도와 토크를 인공 신경망 입력으로 선택하여 세 종류 손실의 비중이 인공 신경망 내에서 자동적으로 반영되도록 한다.

#### 2.2 학습 방법

그림 1은 인공 신경망의 학습에 필요한 데이터 집합을 얻기 위해 사용된 운전 경로를 보여준다. 그림 1에서 푸른색 선은 전동기의 능력 곡선을 보여주며 최대 토크는 53 N·m, 기저 속도는 8000 r/min이다.

데이터 집합은 크게 두 집합으로 나뉘어 수집되었다. 첫 번째는, 운전 속도가 저속, 중속, 고속의 세가지로 고정된 상황에서 토크를 단조 증가, 단조 감소, 무작위 변화시키는 9 경우의 집합이다. 두 번째는 출력 토크가 저토크와 고토크로 고정된 상황에서 속도를 단조 증가, 단조 감소, 무작위 변화시키는 6 경우의 집합이다. 이러한 운전을 하며 0.1초 간격으로 온도 변화를 측정해 확보된 총 15 경우의 데이터 집합을 사용하여 제시된 인공 신경망을 훈련시켰다. 인공 신경망 학습을 위해 온도 데이터를 이용하여 0.1초 뒤의 온도 변화를 계산하여 출력 데이터로 가공하였다.

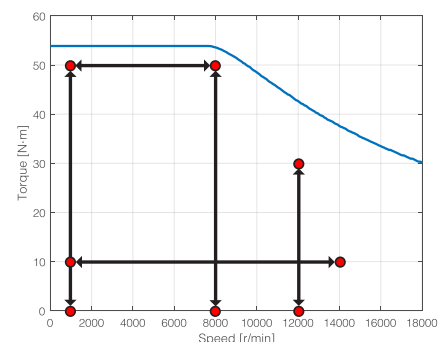


그림 1. 온도 추정에 사용된 영구자석 동기 전동기의 능력 곡선과 데이터 확보용 운전 경로  
Fig. 1 Capability Curve of PMSM Used in Temperature Estimation and Operation Profile for Data Acquisition

본 연구에서는 인공 신경망의 모델링 및 학습을 위해 Mathworks<sup>®</sup>에서 제공하는 Deep Learning Toolbox<sup>™</sup>를 이용하였다. 인공 신경망 학습은 Levenberg-Marquardt algorithm을 이용해 진행하였고, 신경망 구조는 그림 2와 같이 2개의 은닉층에 각각 5개의 뉴런으로 구성하였고 각 층의 활성화 함수는 hyperbolic tangent sigmoid 함수를 적용하였다.

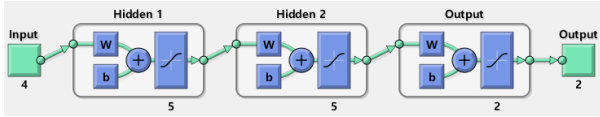


그림 2. 제시된 인공 신경망 구조  
Fig. 2 Structure of Suggested Artificial Neural Network (ANN)

### 2.3 시뮬레이션

학습된 인공 신경망의 성능을 검증하기 위해 Matlab<sup>®</sup>을 사용한 시뮬레이션을 수행하였다.

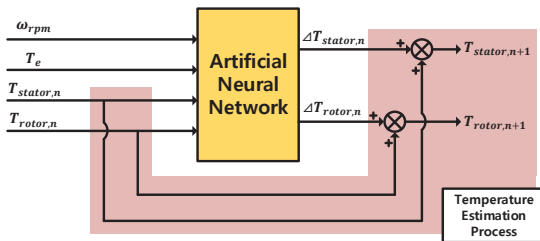


그림 3. 인공 신경망에 기반한 온도 추정 과정  
Fig. 3 Temperature Estimation Process Based on ANN

인공 신경망에 처음 입력할 온도는 고정자, 회전자 모두 0°C로 설정하고, 모의한 전동기를 그림 4와 같이 학습되지 않은 경로로 이동하면서 속도와 토크를 입력해 0.1초 뒤의 온도 변화를 얻고, 그림 3과 같이 이 값을 이전에 입력으로 사용한 온도와 더해 다시 입력으로 넣는 피드백 형태로 온도를 추정한다.

그림 5는 학습되지 않은 경로에 대한 추정 온도와 실제 온도, 두 값 사이의 오차를 나타낸다. 임의로 설정한 초기 온도에 의한 오차는 온도가 한 속도, 토크 조건에서 정상 상태에 도달하는 동안 급격히 줄어들고, 그 이후에는 속도, 토크가 다양하게 변하는 과도 상태에서도 고정자와 회전자의 추정 온도 모두 2°C 이내의 오차를 갖는 것을 확인하였다.

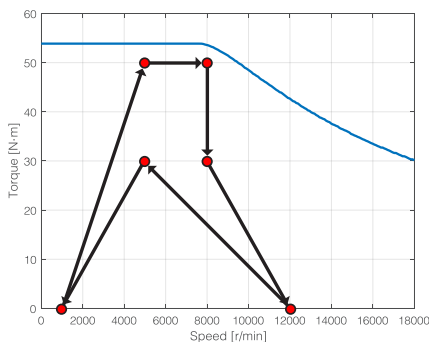


그림 4. 시뮬레이션에 사용된 학습되지 않은 운전 경로  
Fig. 4 Untrained Operation Profile Used in Simulation

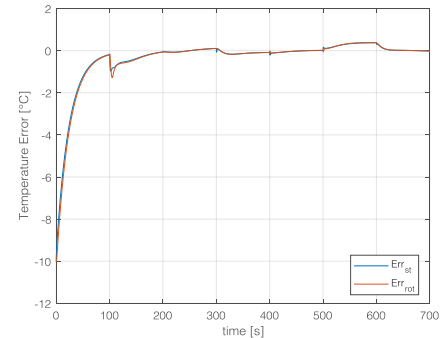
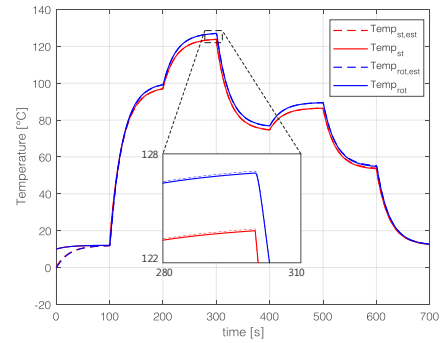


그림 5. 시뮬레이션 온도 추정 결과  
Fig. 5 Temperature Estimation Result in Simulation

## 3. 결론

본 논문에서는 인공 신경망을 이용한 기계 학습으로 영구자석 동기기의 고정자, 회전자의 온도를 추정하는 방법을 제시하였다. 또한, 시뮬레이션을 통해 전동기를 학습되지 않았던 다양한 운전점으로 변화시켰을 때, 인공 신경망으로 추정한 온도가 실제 온도를 2°C 이내의 오차를 유지하며 추정하는 것을 확인하였다.

이 논문은 서울대학교 전력연구소의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다.

## 참고 문헌

- [1] D. D. Reigosa, D. Fernandez, H. Yoshida, T. Kato and F. Briz, "Permanent-Magnet Temperature Estimation in PMSMs Using Pulsating High-Frequency Current Injection," in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 51, no. 4, pp. 3159-3168, July-Aug. 2015.
- [2] B. Lee, K. Kim, J. Jung, J. Hong and Y. Kim, "Temperature Estimation of IPMSM Using Thermal Equivalent Circuit," in *IEEE Transactions on Magnetics*, vol. 48, no. 11, pp. 2949-2952, Nov. 2012.