

SVM과 역상 전류를 이용한 PMSM의 inter-turn 고장 감지

강승주* · 김남수*†

* 건국대학교 기계공학부

Detection of inter-turn short circuit fault in PMSM using SVM and negative sequence current

Seungju Kang*, Namsu Kim*†

* Dept. of Mechanical Engineering, Konkuk University

(Received November 29, 2021)

Key Words: Permanent Magnet Synchronous Motor(PMSM 영구자석 동기 전동기), Inter-turn Short Circuit Fault(ISCIF Inter-turn 고장), Fault detection(고장 감지), Negative sequence current (역상 전류), Support Vector Machine(SVM 서포트 벡터 머신)

초록: PMSM은 높은 토크, 전력, 온도 등의 고장이 발생하기 쉬운 환경에서 운용되며 고장 발생 시 심각한 사고로 이어질 가능성이 높아 높은 신뢰성과 안정성을 요구한다. 고정자의 ISCF는 PMSM의 가장 흔한 고장 상황이며 순환 전류로 인한 절연 파괴와 발열로 모터의 영구 손상을 유발할 수 있으므로 이를 초기에 감지하는 것이 매우 중요하다. 본 논문에서는 ISCF 발생시 나타나는 3상 전류의 비대칭성을 역상 전류(NSC)를 통해 구분할 수 있음을 보이고 SVM을 통해 고장 감지를 수행하였다. 분류 결과 본 논문에서 사용한 NSC와 SVM이 시뮬레이션 데이터를 적은 특성으로 효과적으로 감지하였음을 알 수 있으며 정확도, 정밀도, 재현율 모두 우수한 결과를 보였다.

Abstract: Permanent magnet synchronous motors are operated under conditions such as high torque, electric power, and temperature, where the probability of failure is high and a fatal accident will occur when a failure occurs. Therefore, high reliability and stability are required. Inter-turn short circuits in the stator are the most common fault situation for PMSMs and can cause dielectric breakdown due to high circulating currents and high heat loss. It is essential that diagnose inter-turn short circuit fault in early state because it could cause permanent damage to system. In this paper, the asymmetry of the three-phase current due to Inter-turn short circuits can be distinguished by the negative sequence current and fault diagnosis is performed using SVM. Classification results showed that the negative sequence current and SVM used in this paper effectively diagnosed the simulation data with few characteristics, and showed excellent results in terms of accuracy, precision, and recall.

- 기호설명

R_{short} : 단락 회로 저항
 R_{fault} : 고장 권선 저항
 I_0 : 영상 전류
 I_1 : 정상 전류
 I_2 : 역상 전류
 I_{sA} : A상 전류

I_{sB} : B상 전류
 I_{sC} : C상 전류
 w : 초평면의 가중치
 x : 학습 데이터로 추출된 특성 벡터
 b : 편향

† Corresponding Author, nkim7@konkuk.ac.kr

1. 서 론

1.1 연구 배경

고효율, 높은 토크/전력 밀도와 동적 특성 때문에 PMSM은 전기 자동차, 초고속 충전 기술 등의 안정성이 중요한 많은 분야에 쓰이고있다. 그러나 이러한 높은 토크/전력 밀도 환경에서 PMSM은 높은 기계, 열, 전기적 스트레스에 놓여 고장에 취약하게 된다. Fig. 1은 PMSM에서 발생하는 주요 고장 상태들을 나타낸 도식이다⁽¹⁾. 모든 파손과 고장 중 고정자의 권선 고장이 가장 흔한 경우이며, 턴간(Inter-turn) 단락(Fig. 2), 상간(Phase-to-phase) 단락, 지락(Phase-to-ground)의 세 가지이다⁽²⁾. 일반적으로 고정자의 단락 고장으로 높은 순환 전류가 단락 회로로 흐르면 PMSM의 효율을 낮추고 국부적인 과열을 유발하여 고장부 주위의 절연을 약화시킨다. 이는 더 심각한 상간 단락과 지락으로 이어질 수 있다. 결과적으로 모터는 영구자석의 영구적 감자(Demagnetization) 손상을 입게 된다⁽³⁾. 따라서 고정자 권선의 ISCF를 조기에 감지하여 심각한 고장을 방지하는 것이 매우 중요하다.

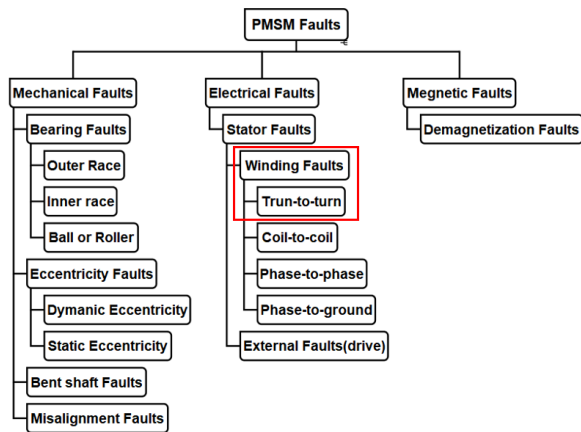


Figure 1 Diagram of Classification of faults in PMSM

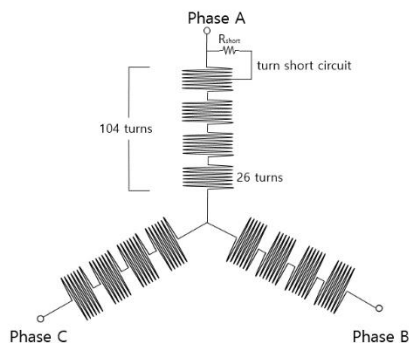


Figure 2 Equivalent inter-turn short circuit diagram

1.2 기존 연구

전기 모터의 ISCF에 관한 연구는 유도 전동기 (Induction motor)가 산업계에 폭넓게 쓰이게 된 후로 활발하게 진행되었다. ISCF에 관한 연구로 참고 문헌⁽²⁾은 PMSM의 고장 저항, 권선 위치, 부하 상태, 회전 속도 등 다양한 조건에서 ISCF에 관한 종합적인 연구를 수행하였으며, 고장 상 전류의 감소와 3차 고조파의 증가를 확인하였다. 고장 감지에 관한 연구로 참고 문헌⁽⁴⁾은 모델 기반 방법으로 대칭 전류법을 이용한 척도로 ISCF를 감지하였으며, 참고 문헌⁽⁵⁾은 잔류 전류 벡터(Residual Current Vector)를 이용하여 ISCF를 감지하였다. 참고 문헌⁽⁶⁾은 전류 고조파 성분을 이용하였다. ISCF 발생시 상 전류의 3차 고조파와 q축 전류의 2차 고조파의 증가를 지표로 사용하여 ISCF를 감지하였다. 참고 문헌⁽⁷⁾은 비용함수(Cost function)와 웨이블릿 변환(Wavelet transform)을 이용하여 시계열과 주파수계열의 특성을 반영하여 ISCF를 감지하였다. 참고 문헌⁽⁸⁾은 희소 표현(Sparse representation)된 상 전류와 진동 신호를 SVM을 이용하여 ISCF를 감지하였다.

1.3 연구목표 및 내용

본 논문에서는 FEM 상용 소프트웨어인 Ansys Maxwell으로 IPMSM 모델을 생성한다. 등가 회로의 A상의 권선에 단락 회로를 만들어 ISCF 시뮬레이션 모델을 만든다. 회전 속도와 고장 턴 수, 단락 저항을 달리하며 IPMSM FEM모델의 EMT(Electromagnetic Transient) 시뮬레이션을 수행하여 3상 전류 데이터를 얻는다. 얻은 데이터로 역상 전류를 계산하고 분류 모델 학습을 위해 만든 구동 시나리오에 맞게 데이터를 훈련 데이터와 시험 데이터로 나누어 훈련 데이터로 선형 SVM(Support Vector Machine)을 학습시킨다. 학습시킨 SVM 모델로 각 시나리오의 시험 데이터를 분류한 후 정확도, 정밀도, 재현율을 분석한다.

2. 해석 방법

2.1 FEM IPMSM 모델

본 논문에서는 5 kW의 IPMSM 모델을 사용한다. 모델은 상용 FEM소프트웨어인 Ansys Maxwell의 2D 모델링으로 생성되었으며, 일정 전력, 무 부하 상태에서 EMT 시뮬레이션이 수행되었다. 생성된 FEM 모델은 Fig. 3과 같으며 자세한 스펙과 파라미터는 Table 1과 같다⁽⁹⁻¹⁰⁾.

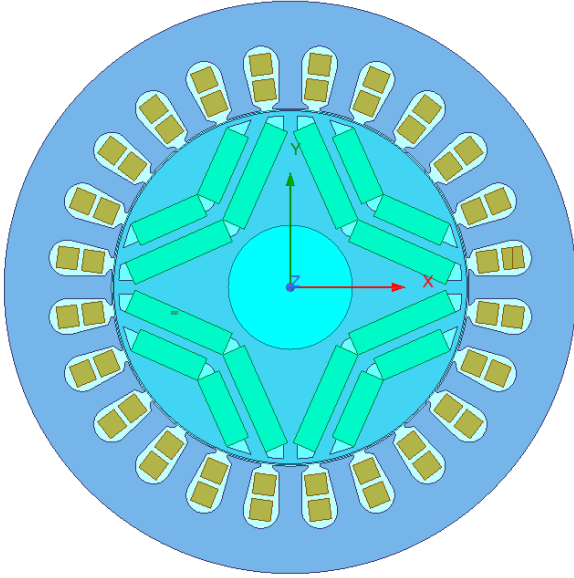


Figure 3 Ansys Maxwell 2D FEM model of IPMSM

Table 1 Main parameters of permanent magnet synchronous motor.

Parameter	Value
Stator outer diameter / mm	120
Stator inner diameter / mm	75
Number of stator slots / one	24
Number of turns per slot	26
Winding layer / layer	2
Polar logarithm / pair	4
Rated voltage / V	220
Rated power / kW	5

2.1.1 ISCF 시뮬레이션 모델

고장 모델 시뮬레이션은 FEM모델의 A상 권선에 인가된 외부 등가 회로 상의 단락으로 수행하였으며 등가 회로는 Fig. 5와 같다⁽¹⁾. 3상의 각 상당 턴수는 104개이며 이중 26개가 연결된 슬롯에서 1, 5턴 부분에 단락을 가정하였다. 단락 저항 R_{short} 는 포함된 1 턴의 권선에 해당하는 R_{fault} 를 기준으로 1, 0.01배를 가정하였다⁽²⁾.

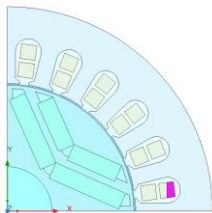


Figure 4 FEM model of winding fault condition

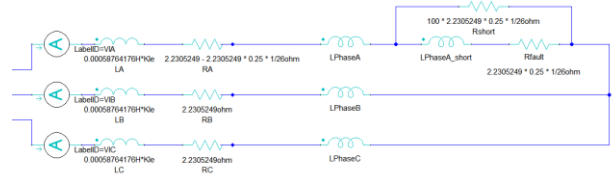


Figure 5 Equivalent external circuit diagram of the ISCF FEM simulation(1turn short, $R_{short} = 100 R_{fault}$)

2.1.2 구동 EMT 시뮬레이션

구동 시뮬레이션은 Ansys Maxwell의 EMT 시뮬레이션으로 일정 전력, 무 부하 상태에서 0.2초 동안 수행되었다. 기준 회전 속도를 4가지로 달리하며 정상, 고장 조건에서 수행되었으며, 각 조건은 Table 2과 같다.

Table 2 Fault conditions for each Electromagnetic transient simulation

RPM	Fault	$R_{short}(R_{fault})$
3600	X	X
	1 turn	1, 0.01
	5 turns	1, 0.01
4800	X	X
	1 turn	1, 0.01
	5 turns	1, 0.01
6000	X	X
	1 turn	1, 0.01
	5 turns	1, 0.01
7200	X	X
	1 turn	1, 0.01
	5 turns	1, 0.01

2.2 대칭좌표법(Symmetrical Coordinates method)

고장 감지를 위해서는 고장 시 발생하는 신호의 변화 메커니즘을 이해하는 것이 중요하다. PMSM의 ISCF 발생시 3상 전류의 파형이 왜곡되어 대칭이 깨지게 된다⁽²⁾. 따라서 대칭성을 반영하는 특성을 이용하면 효과적으로 고장 상태를 분류할 수 있다. 본 논문에서는 전기 기기의 고장 감지에 쓰이는 대칭좌표법을 이용할 것이다. 대칭좌표법에 의하면 3상 전류를 공급받는 전기 기기의 전류 파형을 120도의 위상 차를 가지는 벡터로서 해석될 수 있다. 전류의 대칭 성분에는 정상(Positive Sequence), 역상(Negative Sequence), 영상(Zero Sequence)의 세가지가 존재하며 각 성분 계산은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} I_0 \\ I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & a^2 \\ 1 & a^2 & a \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} I_{sA} \\ I_{sB} \\ I_{sC} \end{bmatrix} \quad (1)$$

이때, I_0, I_1, I_2 : 고정자의 영상, 정상, 역상의 상 전류, I_{sA}, I_{sB}, I_{sC} : A, B, C 각 상의 상 전류,

$$a = e^{j\frac{2\pi}{3}} \quad (2)$$

일반적으로 PMSM에서의 영상 전류는 무시할 수 있다⁽⁴⁾. 따라서 정상과 역상 전류를 통해 전류의 대칭성을 판단할 수 있으며, 본 논문에서는 역상 전류(NSC)만을 사용하여 ISCF를 감지한다.

2.3 서포트 벡터 머신(SVM Support Vector Machine)

SVM은 지도 학습 알고리즘의 하나로 이진분류에서 높은 정확도와 빠른 학습으로 널리 사용되어 왔다. SVM은 두 개의 클래스를 가진 학습 데이터들을 구분하기 위해 결정 경계(Decision boundary)와 가장 인접한 서포트 벡터(Support vector)를 이용하여 두 클래스 사이의 거리를 최대화시키는 최적의 초평면(hyperplane)을 찾아 이를 기준으로 클래스를 분류한다. 본 논문에서는 ISCF 감지를 위해 전처리된 NSC 데이터의 이진 분류에 사용되었다⁽¹²⁾. 최적의 초평면을 구하는 식은 다음과 같다.

$$w^T x + b = 0 \quad (3)$$

이때, w 는 초평면의 가중치, x 는 학습 데이터에서 추출된 특징 벡터, b 는 편향(bias)이다.

3. 결 과

3.1 시뮬레이션 데이터 분석

IPMSM의 EMT 시뮬레이션에 의해 생성된 3상 전류 신호를 Fig. 6에 나타내었다. Fig. 7은 7200 rpm에서 Table 2의 조건에 따라 생성된 A상 전류 데이터이다. ISCF이 발생한 경우 상 전류의 감소가 나타나며, 고장 정도가 심할수록 전류의 감소폭도 커졌다. Fig. 8은 7200 rpm에서 A상 전류의 DFT 결과의 3차 고조파를 나타낸 것으로 고장이 발생한 경우 세기가 증가하였으며, 고장 정도가 심할수록 규모도 증가하였다. 참고문헌⁽²⁾의 연구결과인 상 전류의 감소와 3차 고조파의 성분의 증가에 부합함을 확인하였다.

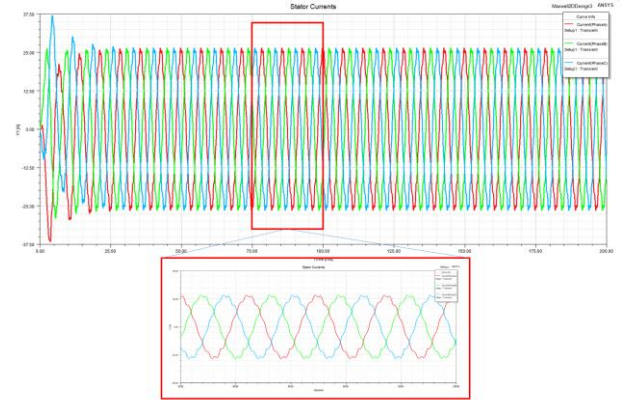


Figure 6 EMT simulation data(4800 rpm, healthy condition)

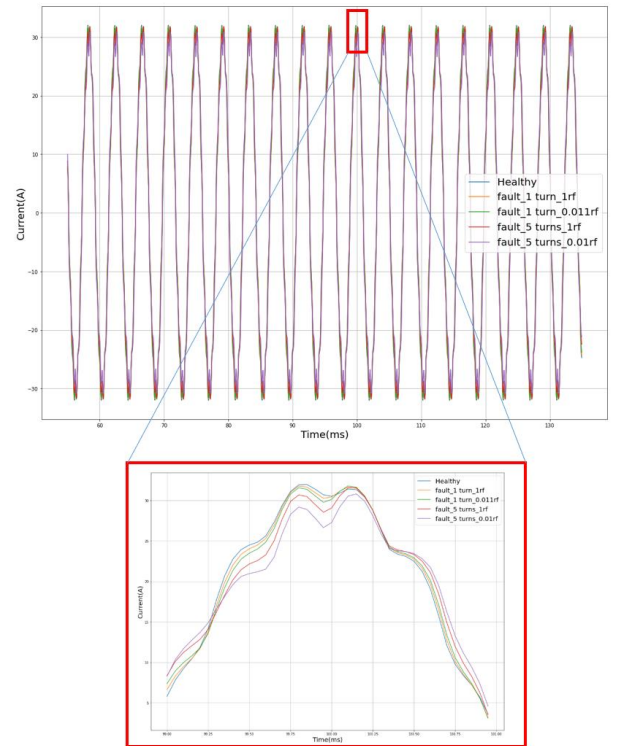


Figure 7 Phase Current I_A of Healthy, fault conditions (7200 rpm)

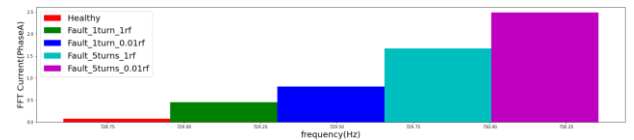


Figure 8 3rd harmonics, DFT of Phase A Current (7200 rpm)

3.2 상 전류의 NSC 계산

3.1의 3상 전류 데이터를 바탕으로 NSC를 계산한 결과를 Fig. 9에 도시하였다. 구동 초기 과도 구

간을 제외한 정상(steady)상태, 6000 rpm 조건에서 계산되었다. 대칭을 이루는 건강 상태에선 0에 가까운 NSC를 보이나 ISCF가 발생한 경우 NSC가 증가하며, 고장 정도가 심할수록 3상 전류의 비대칭도가 증가하여 NSC도 증가함을 확인할 수 있다. NSC를 계산하기 위해서는 3상 각 상의 벡터 정보가 필요하나 특정 시점에서는 이를 구할 수 없으므로 한 주기의 윈도우를 가정하여 윈도우 내의 각 상의 최대값을 기준으로 NSC를 계산한다.

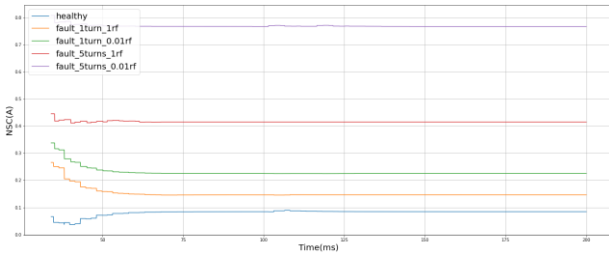


Figure 9 NSC of Phase A Current(6000rpm)

3.3 SVM 이용 ISCF 분류

3.3.1 학습, 시험 데이터 처리

각 데이터는 20 kHz로 샘플링 되었으며, 각 회전 조건마다 한 주기의 데이터를 하나의 샘플로 하였다. 회전 속도에 따라 신호 주파수가 변하므로 한 주기 샘플의 데이터 수를 일정하게 유지하기 위해 7200 rpm의 한 주기인 83 개의 데이터(4.15 ms)를 기준으로 난수 기반 재샘플링 하여 83개의 샘플 길이를 유지하였다. 초기 과도 구간을 제외한 정상 상태의 값만을 사용하여 총 800개의 샘플을 선별하여 66400개의 NSC 데이터를 사용하였다. 성능 검증을 위해 4개의 시나리오로 훈련 데이터와 시험 데이터를 나누었으며 각 시나리오의 데이터 구성은 Table 3과 같다.

Table 3 4 simulation scenarios of training, test data

	Training data	Test data
Scenario 1	4800, 6000, 7200	3600
Scenario 2	3600, 6000, 7200	4800
Scenario 3	3600, 4800, 7200	6000
Scenario 4	3600, 4800, 6000	7200

3.3.2 SVM 학습 데이터, 시험 데이터 분류 결과
선형 SVM에 의해 분류된 결과를 각 시나리오별로 도시하였다. Fig. 10은 학습 데이터의 분류 결과이며 Fig. 11은 학습된 SVM모델로 시험 데이터를 분류한 결과이다. NSC를 통해 전처리된 결과 ISCF를 구분 가능한 특성을 얻었기 때문에 비교적 가벼운 선형 SVM 모델로도 분류가 효과적으로 이

루어졌음을 확인할 수 있다. 각 시나리오 별 정확도, 정밀도, 재현율은 Table 4와 같다. 분류 결과 본 논문에서 수행한 NSC와 SVM이 시뮬레이션 데이터의 ISCF를 단일 특성으로 효과적으로 감지하였음을 알 수 있으며 정확도, 정밀도, 재현율 모두 우수한 결과를 보였다.

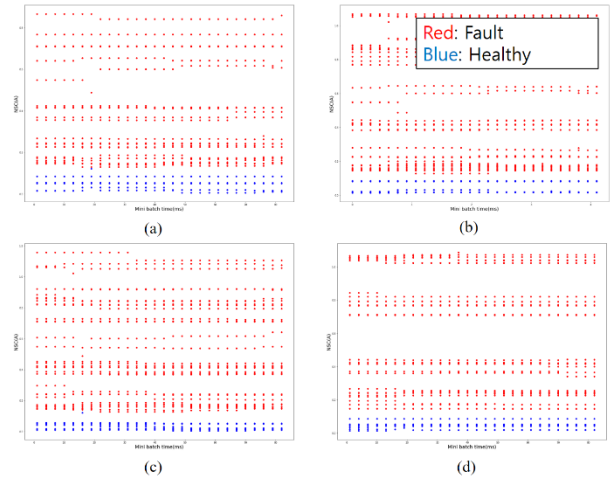


Figure 10 SVM classification for train set: (a) scenario 1, (b) scenario 2, (c) scenario 3, (d) scenario 4

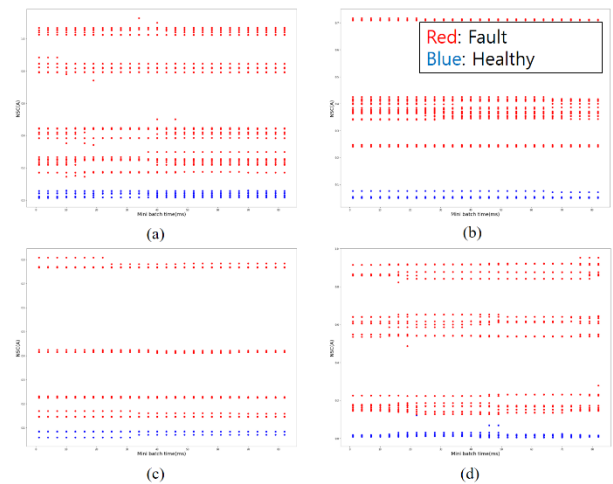


Figure 11 SVM classification for test set: (a) scenario 1, (b) scenario 2, (c) scenario 3, (d) scenario 4

Table 4 Accuracy, Precision, Recall for each Scenarios

(%)	Accuracy	Precision	Recall
Scenario 1	100	100	100
Scenario 2	99.5	99.4	100
Scenario 3	100	100	100
Scenario 4	100	100	100

4. 결 론

본 논문에서는 PMSM의 ISCF를 감지하기 위해 PMSM의 FEM모델을 생성하여 EMT 시뮬레이션을 통해 3상 전류 데이터를 취합하였으며, 이를 NSC로 전처리한 데이터만을 이용하여 SVM을 통해 ISCF를 이진 분류하는 연구를 수행하였다. ISCF 발생 시 3상 전류의 비대칭성이 증가하여 NSC를 통해 고장 상태를 구분할 수 있었고, SVM으로 이를 확인하였다. 분류 수행 결과 제시된 방법이 효과적으로 ISCF를 감지할 수 있음을 확인하였다. 그러나 시뮬레이션 환경이 제한적으로 다양한 환경을 재현하지 못하였고, 하나의 고장 상태만을 구분하였다는 한계가 있다. 다양한 조건 혹은 실제 실험 데이터를 보충한다면 보다 발전된 모델을 얻을 수 있을 것이다. 감자 고장 등 여러 고장을 감지, 분류하기 위해서는 3상의 신호와 DFT된 주파수 영역의 데이터를 추가하여 머신러닝/딥러닝 등의 보다 복잡한 모델을 이용할 필요가 있을 것이다.

참고문헌

(References)

- (1) Ko, Y. Physics-based Condition Monitoring for Permanent Magnet Synchronous. *Konkuk University* (Konkuk University, 2020).
- (2) Zhao, J., Guan, X., Li, C., Mou, Q. & Chen, Z. Comprehensive Evaluation of Inter-Turn Short Circuit Faults in PMSM Used for Electric Vehicles. *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **22**, 611–621 (2021).
- (3) Lee, H., Jeong, H., Koo, G., Ban, J. & Kim, S. W. Attention Recurrent Neural Network-Based Severity Estimation Method for Inter-turn Short-Circuit Fault in Permanent Magnet Synchronous Machines. *IEEE Trans. Ind. Electron.* **68**, 3445–3453 (2021).
- (4) Pietrzak, P. & Wolkiewicz, M. On-line detection and classification of pmsm stator winding faults based on stator current symmetrical components analysis and the knn algorithm. *Electron.* **10**, (2021).
- (5) Mazzeletti, M. A., Bossio, G. R., De Angelo, C. H. & Espinoza-Trejo, D. R. A Model-Based Strategy for Inter-turn Short-Circuit Fault Diagnosis in PMSM. *IEEE Trans. Ind. Electron.* **64**, 7218–7228 (2017).
- (6) Kim, K.-H., Gu, B.-G. & Jung, I.-S. A Fault Detecting Scheme for Short-Circuited Turn in a Permanent Magnet Synchronous Motor through a Current Harmonic Monitoring. *Trans. Korean Inst. Power Electron.* **15**, 167–178 (2010).
- (7) Hang, J., Zhang, J., Xia, M., Ding, S. & Hua, W. Inter-turn Fault Diagnosis for Model-Predictive-Controlled-PMSM Based on Cost Function and Wavelet Transform. *IEEE Trans. Power Electron.* **35**, 6405–6418 (2020).
- (8) Liang, S., Chen, Y., Liang, H. & Li, X. Sparse representation and SVM diagnosis method inter-turn short-circuit fault in PMSM. *Appl. Sci.* **9**, (2019).
- (9) Abdulbaqi, I., Humod, A. & Alazzawi, O. Application of FEM to Provide the Required Database for MCSA Based On-line Fault Detection System on 3-phase Induction Motor using ANSYS Maxwell2D. (2016).
- (10) Kumar N., P. & Isha, T. B. FEM based electromagnetic signature analysis of winding inter-turn short-circuit fault in inverter fed induction motor. *CES Trans. Electr. Mach. Syst.* **3**, 309–315 (2019).
- (11) Liu, Z. Y. *et al.* Study of winding inter turn short circuit effect on permanent magnet synchronous motor performance. *IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci.* **354**, (2019).
- (12) Yang, J., Lee, Y. & Koo, I. Sensor Fault Detection Scheme based on Deep Learning and Support Vector Machine. **18**, 185–195 (2018).