NOVA

Circuit / Semiconductor

Data-Driven Approach for Fault Prognosis of SiC MOSFETs

Weiqiang Chen , Member, IEEE, Lingyi Zhang, Student Member, IEEE, Krishna Pattipati Ali M. Bazzi , Senior Member, IEEE, Shailesh Joshi , and Ercan M. Dede, Memver, IEEE

숭실대학교 전기공학부 학술 소모임 NOVA
발표자 : 회로/반도체 2팀 (김민서, 강병찬, 박소민)

Contents

01 Introduction

02 Problem & Related Work

03 Experimental Setup

04 PCA

05 Offline Results

06 PIL Verification

07 Conclusion

01 Introduction

왜 SiC MOSFET의 고장을 미리 예측?

고효율

낮은 도통 손실

전력변환 시스템에서의 손실 감소

고온 환경

우수한 열적 특성

전기차 등 높은 부하에 유리

고속 스위칭

높은 동작 주파수

소형,고성능 전력변환에 기여

반복적인 발열,냉각과 전기적 스트레스 → 열화 → 갑작스러운 고장

Q) 고장 발생 이후가 아니라, 고장 “이전“에 측정 신호의 이상을 알아낼 수 있을까?

01 Introduction

MOSFET의 고장 원인

1.외인성 고장

패키징, 연결부 열화 -> 열팽창,수축이 반복되며 전류 경로가 손실

2. 내인성 고장

소자 내부 물리적 열화 -> 강한 전기장, 높은 전류 밀도 등이 소자 특성을 바꿈

하나의 고장 메커니즘만 가정하지 않고,

공통적으로 관찰되는 전기, 열적 변화에서 이상을 탐지한다.

02 Problem & Related Work

기존 고장 예측의 한계

1.물리모델 기반

특정 고장 메커니즘에 집중 → 복잡한 시스템에 적용 어려움

2.통계적 예측

반복 계산량이 많거나 잡음, 중복 측정에 민감함

3.기존 검증

오프라인 분석 위주로 실제 온라인 적용이 제한적

02 Problem & Related Work

기존 고장 예측의 한계

1.물리모델 기반

특정 고장 메커니즘에 집중 → 복잡한 시스템에 적용 어려움

2.통계적 예측

반복 계산량이 많거나 잡음, 중복 측정에 민감함

3.기존 검증

오프라인 분석 위주로 실제 온라인 적용이 제한적

PCA 기반
비지도 이상 탐지

정상 데이터로 패턴 학습하여,

복잡한 고장 물리식을 직접 맞추기보다,

정상 신호의 분포와 변동 방향을 학습한다!

03 Experimental Setup

SiC MOSFET 모듈 및 시험 장비

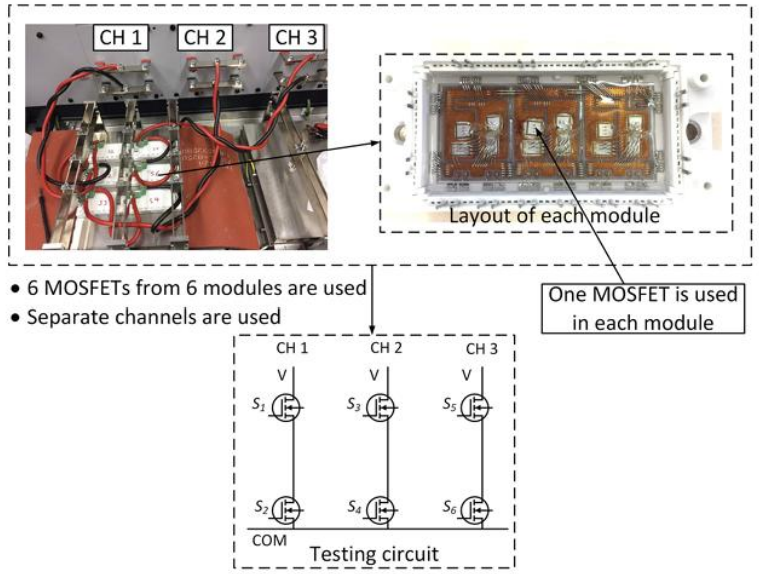


Fig. 1. MOSFET module and test setup.

총 6개의 MOSFET 사용

같은 모델이라도 제조 편차 존재, 열화 진행 방식 다를 수 있음 고려

가열 / 냉각 사이클

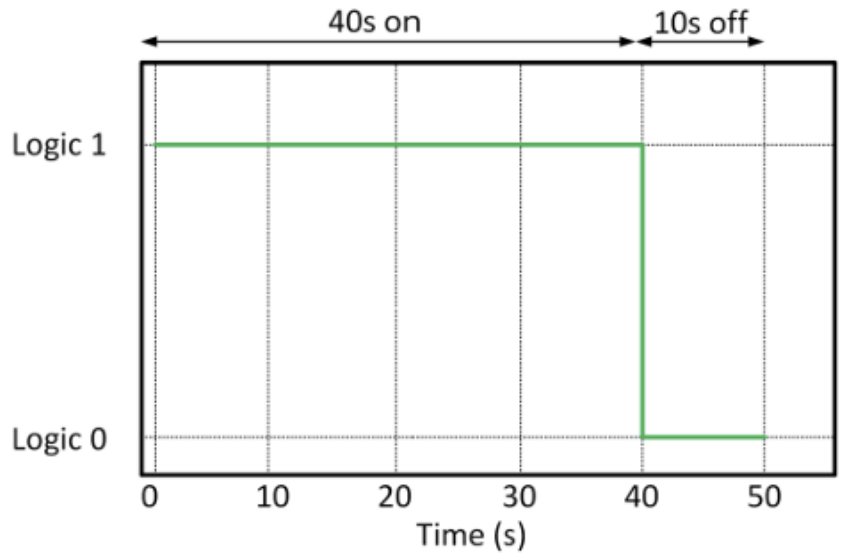


Fig. 2. Power cycle with ON and OFF times.

Power Cycling: 40s ON + 10s OFF

03 Experimental Setup

실제 발생한 고장

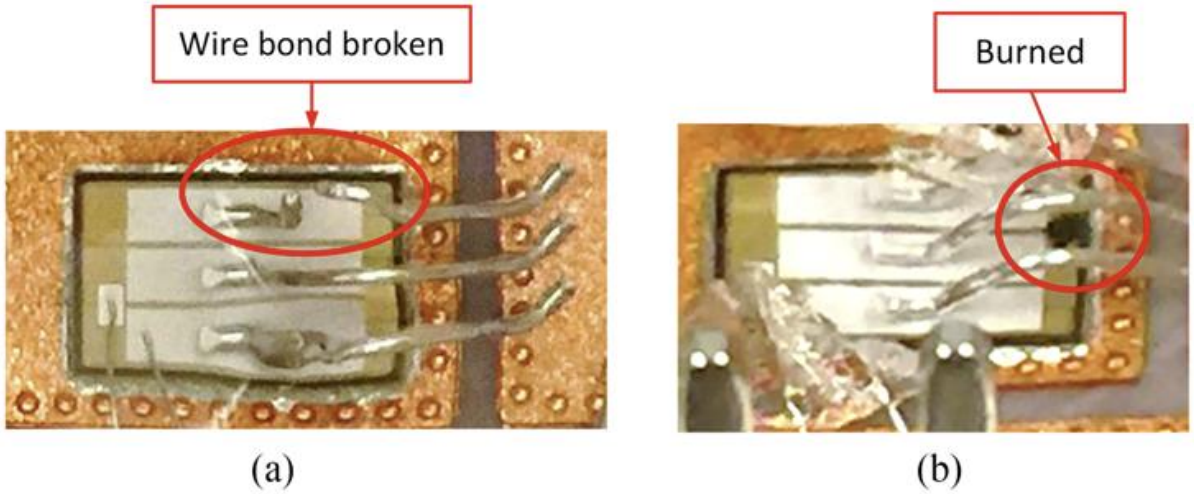


Fig. 3. Failed devices. (a) S_3 wire bond broken. (b) S_4 burned.

고장 없음	S1 S2 S6
개방 고장	S3 S5
단락 고장	S4

03 Experimental Setup

모델 입력 데이터

TABLE I
DATA FEATURES

Number	Features	Description
1	$I_{DS(ON)}$	Drain current
2	R_{thJa}	Normalized thermal resistance
3	ΔP	Difference between heating power and sensing power
4	V_{cold}	Measured voltage when device is in cooling steady state
5	V_{hot}	Measured voltage when device was off & just turned off
6	T_{j_max}	Junction temperature converted from V_{hot}
7	T_{j_min}	Junction temperature converted from V_{cold}
8	ΔT	Difference between T_{j_max} and cold plate (T_{j_min})
9	$V_{DS(ON)}$	On-state voltage drop from drain to source
10	T_{case}	Temperature of the device case
11	$R_{DS(ON)}$	On state resistance of device

	실험1	실험2
원래 11개	9개 -> PCA 3개	3개 -> PCA 1개

왜 입력 데이터 특성 수를 줄일까?

→ 중복된 정보를 압축해 계산량과 측정 부담을 낮추면서,

이상탐지 능력을 확인하기 위해

04 PCA

PCA

Principal component analysis : 주성분 분석

MOSFET의 여러 측정값 중에는 서로 연관된 정보 존재

Ex) 최대 접합온도, 최소 접합온도 이 두가지를 알면 온도차이값은 계산 가능

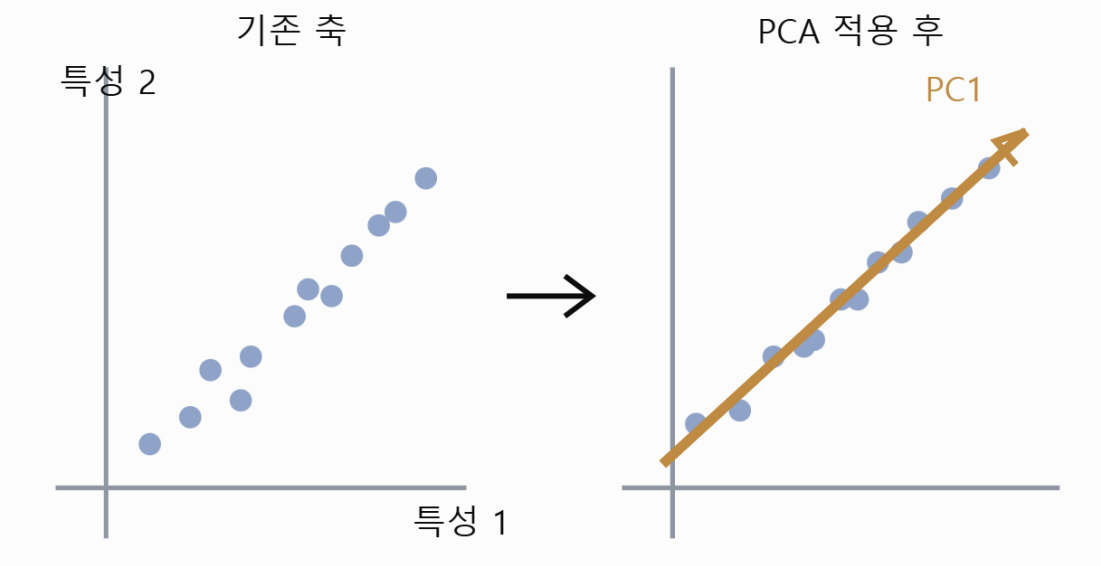
전류와 전압을 알면 저항은 계산가능

논문의 9개의 특성분석 사례를 PCA를 이용해

새로운 주성분 3개로 압축한다!

04 PCA

PCA



주성분 공간 = 측정 데이터를 바라보는 새로운 좌표계

기존 특성 9개 = 9차원

주성분 3개 = 3차원 좌표계로 표현 가능

정상 데이터를 이용해 PCA의 중심,방향, 분산 구조를 학습하고 새로운 데이터에 적용

→ 머신러닝

04 PCA

데이터 구분

TRAIN DATA

정상 데이터 S6

정상 패턴을 담은 PCA 모델 생성

TEST DATA

새로운 소자 S3 S4 S5

학습된 PCA 공간에 투영 / 정상 기준과 차이 파악

PCA 학습?

정상 패턴을 데이터에서 추정하는 과정

학습한 기준으로 새로운 데이터의 이상을 판정

04 PCA

이상 판별 기준 통계량

T^2

주성분 공간에서 데이터가
정상패턴으로부터 얼마나 벗어났는가?

T^2 이 임계값 초과 → 이상탐지의 주된 판단 기준

Q

PCA가 선택한 주성분이 원래 데이터를
잘 설명하는가?

Q는 모델 유효성 확인에 주로 사용

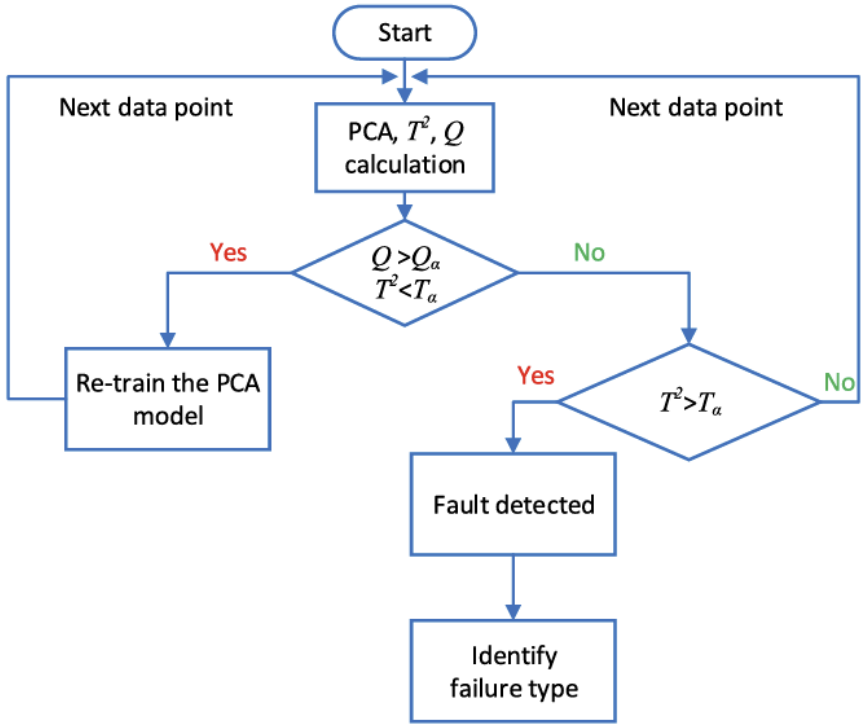


Fig. 6. Anomaly detection and prognostics.

05 Offline Results

고장별 Indicator 패턴

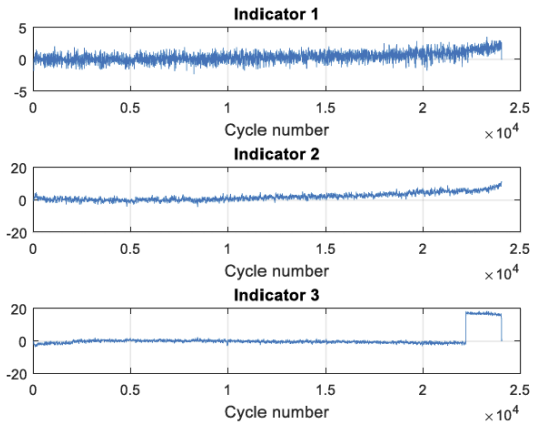


Fig. 7. Indicators for PCA with data of S_3 using nine features and three principle components.

S3 개방 고장

Indicator3 급격한 변동

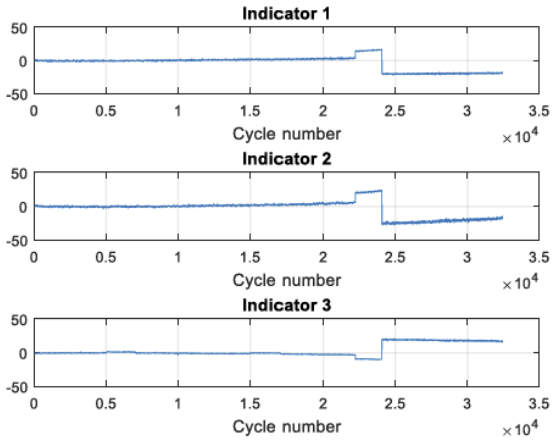


Fig. 9. Indicators for PCA with data of S_4 using nine features and three principle components.

S4 단락 고장

Indicator1~3 전반 변동

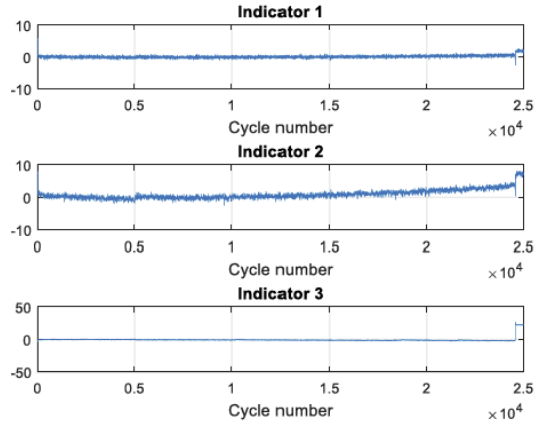


Fig. 11. Indicators for PCA with data of S_5 using nine features and three principle components.

S5 개방 고장

Indicator3 급격한 변동

05 Offline Results

고장별 Indicator 패턴

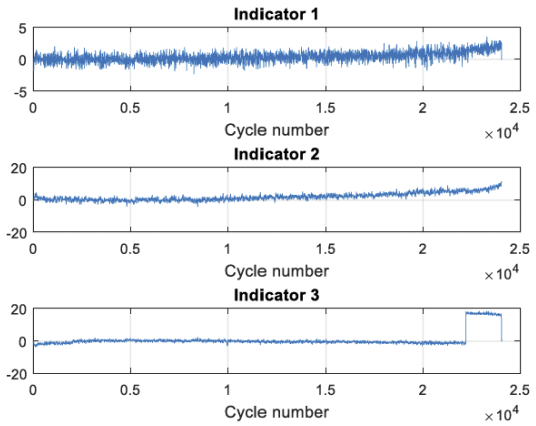


Fig. 7. Indicators for PCA with data of S_3 using nine features and three principle components.

S3 개방 고장

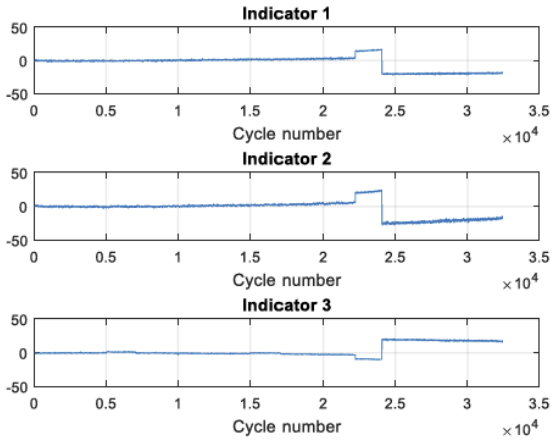


Fig. 9. Indicators for PCA with data of S_4 using nine features and three principle components.

S4 단락 고장

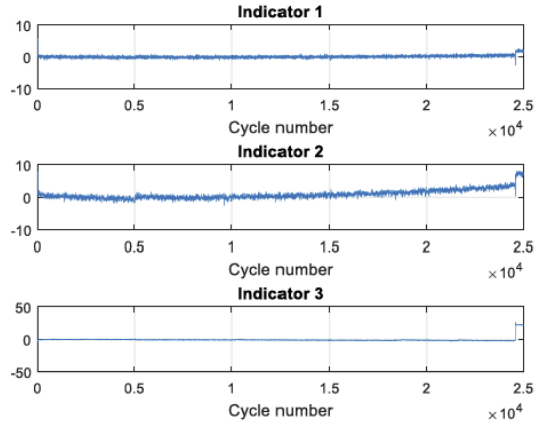


Fig. 11. Indicators for PCA with data of S_5 using nine features and three principle components.

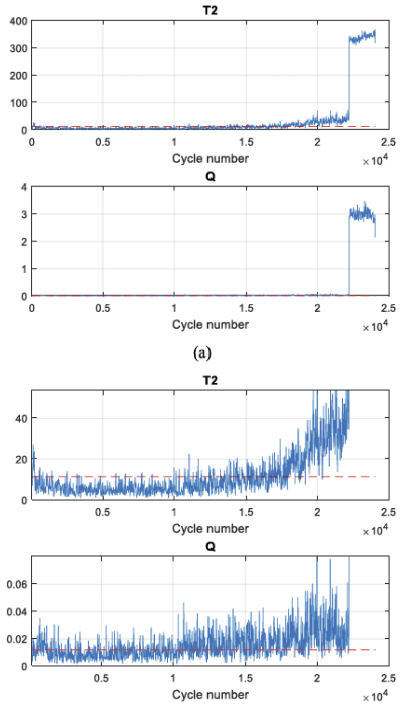
S5 개방 고장

고장 유형마다 주성분 변동 양상이 달라 고장 종류를 추정할 단서가 될 수 있다

05 Offline Results

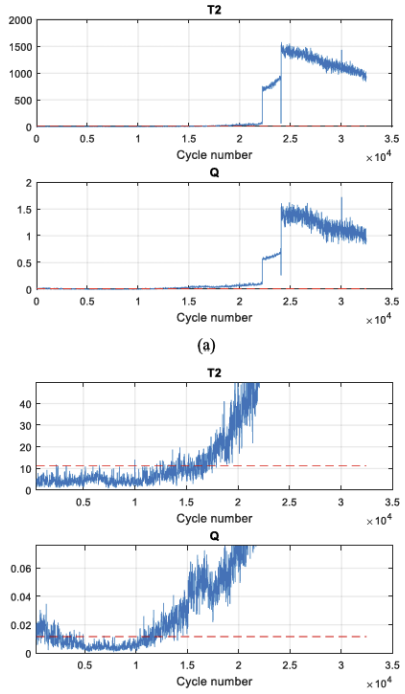
고장별 T^2 패턴

S3 개방 고장



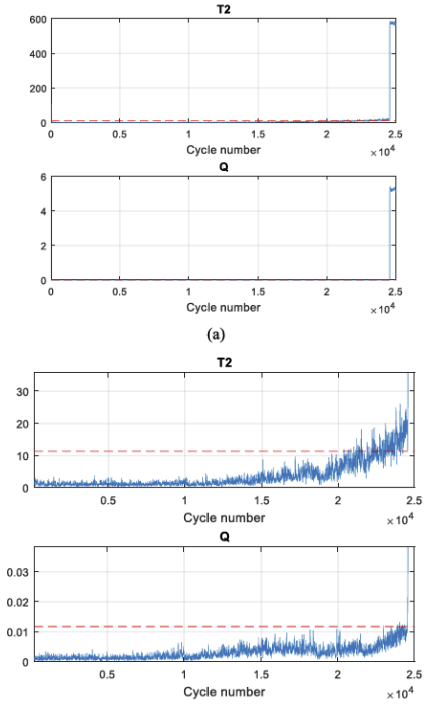
고장 이전 T^2 상승

S4 단락 고장



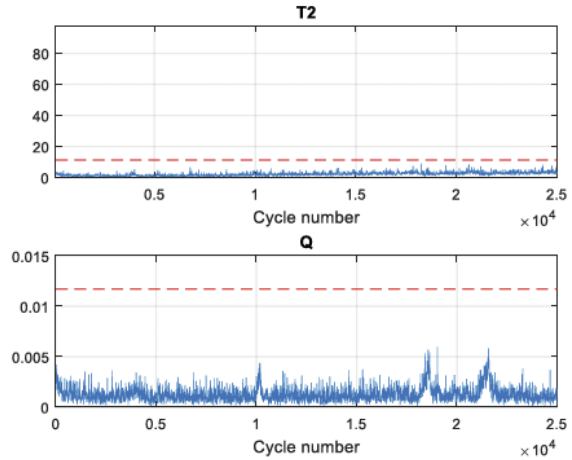
고장 이전 T^2 상승

S5 개방 고장



고장 이전 T^2 상승

S6 정상



임계값 이하 유지

05 Offline Results

측정 특성을 3개만 사용해도 고장을 발견할까?

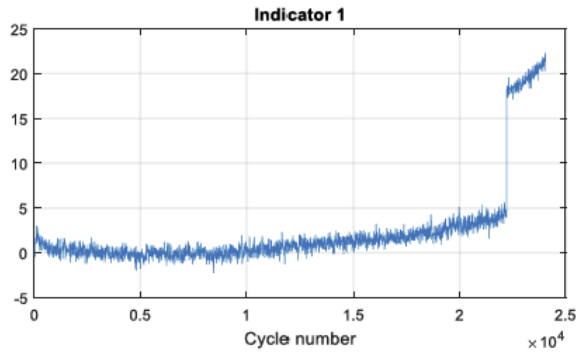


Fig. 14. Indicator PCA with data of S_3 using three features and one principle component.

S3 개방 고장

지표 상승

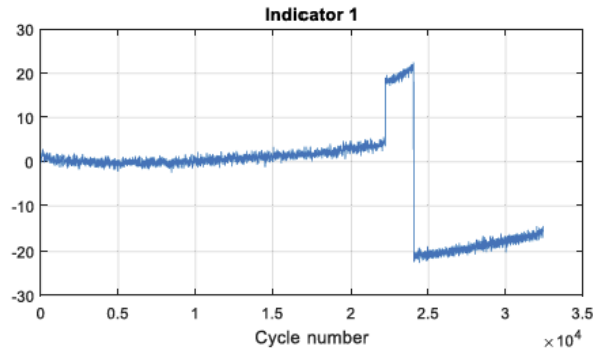


Fig. 16. Indicator PCA with data of S_4 using three features and one principle component.

S4 단락 고장

지표 급변

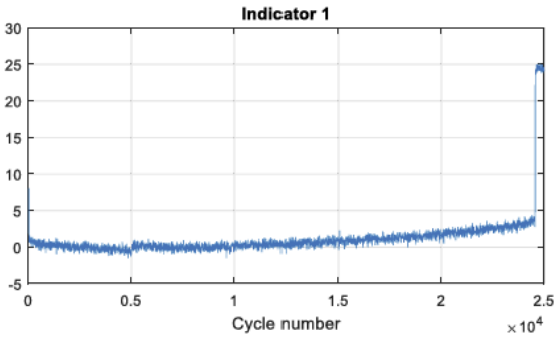


Fig. 18. Indicator PCA with data of S_5 using three features and one principle component.

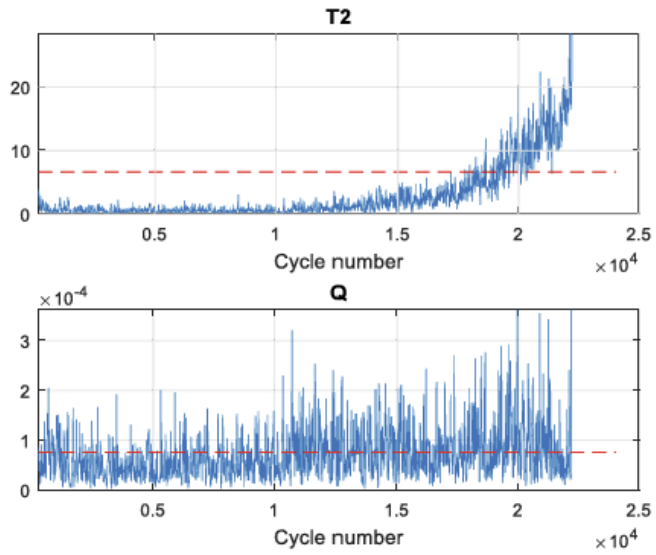
S5 개방 고장

지표 상승

9개의 특성을 사용했을때와 같은 지표 변화 양상을 보임

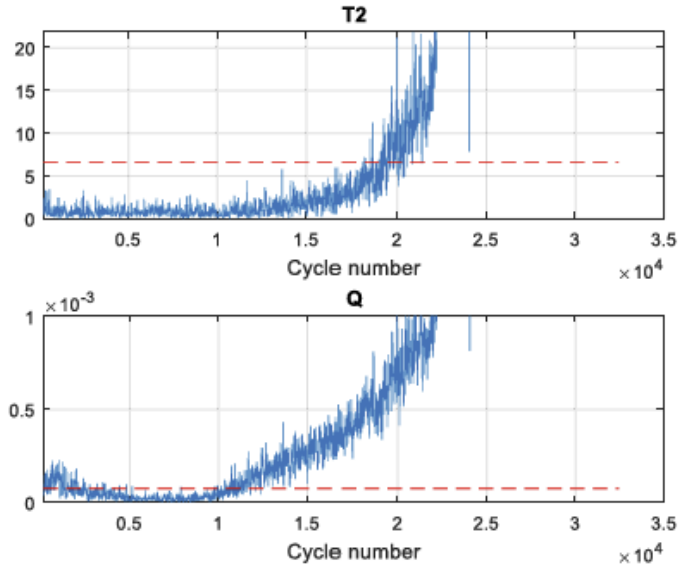
05 Offline Results

측정 특성을 3개만 사용해도 고장을 발견할까?



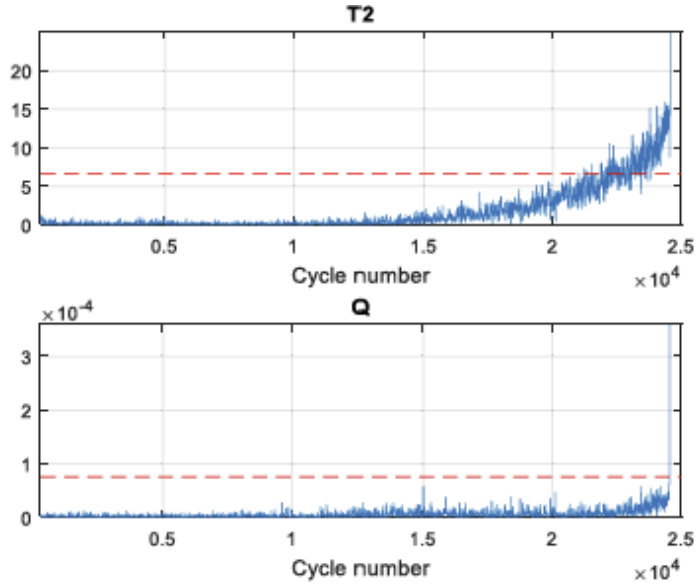
S3 개방 고장

고장 이전 T^2 상승



S4 단락 고장

고장 이전 T^2 상승



S5 개방 고장

임계값 이하 유지

9개의 특성을 사용했을때와 같은 지표 변화 양상을 보임

05 Offline Results

측정 특성을 3개만 사용해도 고장을 발견할까?

TABLE III
SUMMARY OF TIME TO FAILURE

Devices	Used Features	Cycle of prediction	Cycle of failure	Time to Failure (hrs)
S_3	9	16543	24035	52
	3	19625	24035	31
S_4	9	16115	32428	113
	3	19792	32428	88
S_5	9	22754	24998	16
	3	23073	24998	13

9개 : 더 긴 사전 대응 시간

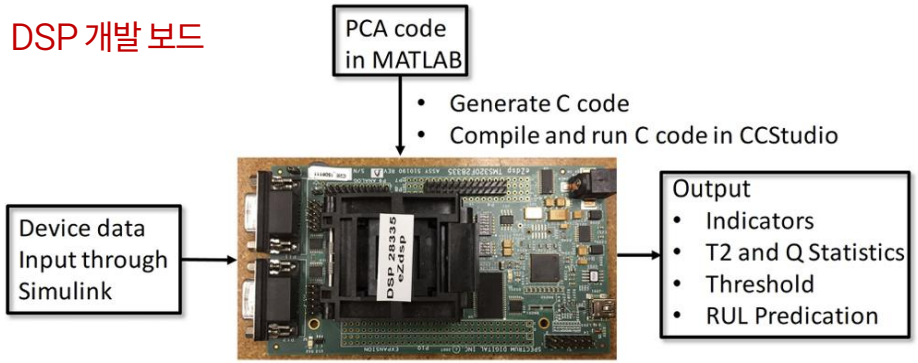
3개 : 센서 부담 완화

Trade-off
더 많은 특성 → 더 이른 경고
더 적은 특성 → 실용적인 센서 구성

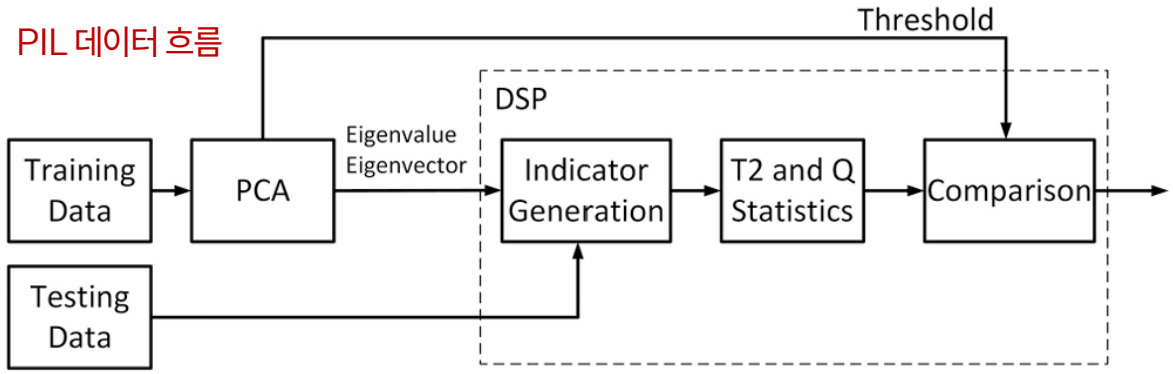
06 PIL Verification

실제 하드웨어 구현 (Processor in the loop)

DSP 개발 보드



PIL 데이터 흐름



MATLAB : PCA 학습
(평균/고유벡터, 임계값 계산)

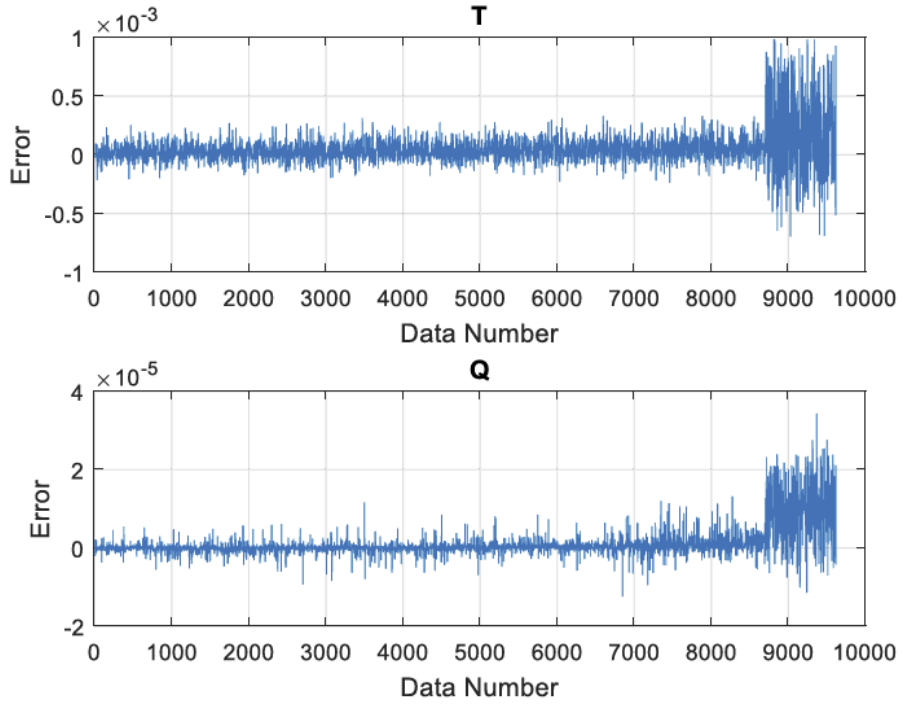
→

DSP : 새 데이터 주성분
(T^2 / Q 계산, 판단)

학습된 모델을 이용한 탐지 계산을 DSP에서 검증한 것

06 PIL Verification

알고리즘과 하드웨어 결과 비교



오차

T 결과의 유클리드 거리 0.0141

Q 결과의 유클리드 거리 0.0004

알고리즘과 실제 하드웨어 PIL 검증
결과가 거의 일치한다

07 Conclusion

논문이 증명한 것?

검증된 기여

- 정상 데이터로 PCA 기반 이상 모델 구축
- 개방 / 단락 고장 전에 T^2 이상 징후 포착
- 3개 측정 특성만으로도 사전 경고 가능
- DSP / PIL 에서 계산결과, 처리 시간 확인

아직 검증이 필요한 부분

- 시험 소자 6개 / 고장 3개 → 일반화
- 가속 열화 시험은 실제 고주파 운용과 다름
- 일시적 T^2 초과 잡음 관리 필요
- 실시간 센서와 연결한 완전한 실증 필요

PCA는 “고장 전 이상 탐지"를 실증 했지만,
모든 환경에서의 정확한 잔여수명 예측은 별도의 과제이다!

07 Conclusion

결론

9 → 3	S3 S4 S5	45ms
특성 / 주성분	고장 전 이상 탐지	DSP 처리 시간
원본 데이터를 압축	개방 고장 / 단락 고장	PIL 실행 가능성

PCA로 학습한 정상 데이터 패턴과 T^2 / Q 통계량을 이용해
SiC MOSFET의 고장 전 이상 징후를 탐지할 수 있음을 보였다.

NOVA

Circuit / Semiconductor

Thank you

숭실대학교 전기공학부 학술 소모임 NOVA