

# 임펠러 마모 상태 진단 Diagnosis of Impeller Wear Conditions

이도환† · 이선기\* · 정래혁\*\* · 조민호\*\*

Do Hwan Lee, Sun Ki Lee, Rae Hyuk Jung and Min Ho Cho

Key Words : pump, impeller, wear, diagnosis

## ABSTRACT

This paper presents a wear diagnosis method for centrifugal impellers by using an accelerometer. The features are calculated from raw and wavelet transformed signals with several statistical methods applied in time or frequency domains. From the effectiveness coefficient test, it is shown that 7th level of wavelet transformed signal is suitable for wear classification problems. A neural network with 5 feature sets is applied to diagnose the wear magnitude of pump impellers. The verification result reveals that high accuracy for the wear diagnosis of impellers can be obtained by using wavelet features transformed from acceleration signals.

### 1. 서 론

펌프 임펠러 마모는 진동과 소음을 발생시키고 수력학적 하중을 증가시켜 펌프의 성능을 저하시키는 주요 원인이다. 임펠러 마모는 캐비테이션에 의한 침식 또는 유체에 포함된 고체 입자에 의한 마멸에 의해 발생하는 데 최근 이와 관련한 임펠러의 수명 평가 연구가 늘어나고 있는 추세이다. 이들 연구들은 유동 조건 또는 캐비테이션 소음과 같은 신호를 이용하여 마모율을 예측하거나 전산 유동 해석 기법을 사용하여 마모가 발생하는 위치 또는 유동 변수를 정성적으로 분석하는 것이 대부분이다[1]~[2].

펌프 임펠러의 최적 정비시기를 결정하기 위해서는 임펠러의 마모율을 예측해야 할뿐만 아니라 임펠러의 현재 상태를 진단하는 것이 필요하다. 그러나 이에 대한 연구 결과는 상대적으로 많지 않은 데 이중 펌프 모터의 전류 신호를 변하고 이로부터 신호 특징(Feature)을 추출한 후 퍼셉트론을 사용하여 정상과 비정상 임펠러를 분류할 수 있음을 보인 Siegler[3]의 연구가 임펠러의 상태 진단과 가장 관련된 연구라고 파악된다.

펌프와 같은 회전기기의 축, 베어링 등에 발생하는 결함을 진단하는 데에는 가속도계가 가장 보편적으로 사용되고

있으나 아직까지 임펠러의 마모 상태 진단에는 적용된 바 없다. 이에 따라 본 연구에서는 가속도계를 이용하여 임펠러 마모 상태를 진단할 수 있는 방법에 대해 살펴보고 가속도 신호의 특징 추출 방법과 최적 신호 특징을 이용한 정량적 마모 평가 방법을 소개하였다.

### 2. 본 론

#### 2.1 실험방법

##### (1) 실험장치

본 연구의 임펠러 마모 실험은 그림 1에 나타난 바와 같은 압력조절 탱크, 실험용 펌프, 유량 제어 밸브 및 진공 펌프 등으로 구성된 순환식 유동 실험 장치를 이용하여 수행되었다. 압력 조절 탱크에서 흘러나온 물은 실험 펌프의 흡입관을 통해 원심 펌프로 유입되고 유량 조절 밸브와 유량계를 거쳐 탱크로 순환되는 데 원심 펌프의 입구 압력은 용량 1.5m<sup>3</sup>의 탱크에 진공펌프와 압축기를 연결하여 조절되었다. 본 연구의 임펠러 마모 실험을 위해 사용된 원심 펌프는 토출량이 0.5m<sup>3</sup>/min이고 전양정이 45m인 11kW, 1,750rpm의 수평 단단형 펌프이다.

† 교신저자; 한전 전력연구원  
E-mail : dhsmf@kepri.re.kr  
Tel : (042) 865-5504, Fax : (042) 865-5412

\* 한전 전력연구원

\*\* (주)엠앤디

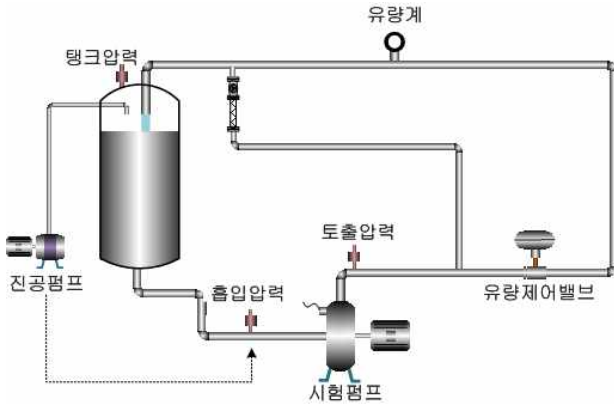


그림 1. 유동 실험 장치

### (2) 임펠러 마모 가공

임펠러 마모에 따른 가속도 신호의 변화를 측정하기 위해서는 먼저 마모가 발생하는 부위를 선정하고 가공해야 한다. 본 연구에서는 캐비테이션에 따른 임펠러의 침식 상태를 모의하기 위해 먼저 블레이드 표면에 아연계 페인트를 도포하고 캐비테이션을 발생시켜 페인트 침식 부위를 확인하였다. 캐비테이션 실험을 통해 확인된 침식 부위는 임펠러 입구의 블레이드 Tip 부근으로 나타났으며 이에 따라 그림 2와 같이 블레이드 Tip 부근의 가로×세로=44×18mm의 면적을 가공하였다.

블레이드의 마모 두께를 정량적으로 진단하기 위해서는 마모 두께를 인위적으로 변화시켜가며 신호 특징을 추출하여야 한다. 이를 위해 마모 두께를 0.5mm 간격으로 정상 블레이드 두께의 40%까지 가공하였으며 표 1과 같이 각 마모 두께에 대해 유량과 압력을 변화시켜가며 가속도 신호를 측정하였다.

표 1. 마모 모의 조건

실험 조건	유량(m <sup>3</sup> /min)	0.2, 0.3, 0.4, 0.5(BEP), 0.6
	압력(kgf/cm <sup>2</sup> )	3.0 ~ -0.6 (0.2 간격)
	마모량(mm)	0.0(정상), 0.5, 1.0, 1.5, 2.0

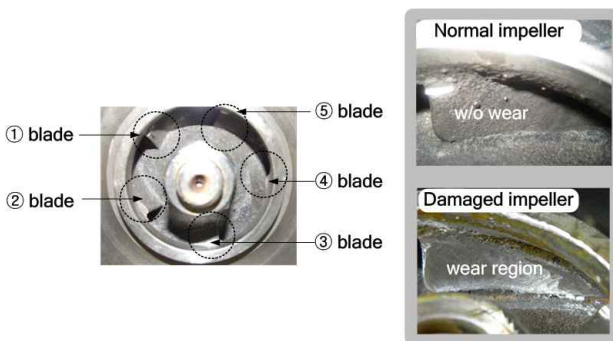


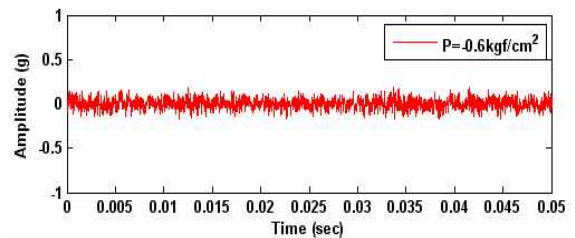
그림 2. 임펠러 마모 가공 부위

임펠러 마모 상태에 대한 가속도 신호의 특징 변화를 추출하기 위해 그림 3과 같이 케이싱 전면에 가속도계를 설치하였다. 사용된 가속도계는 OMEGA사 ACC793 모델이었으며 표 1의 조건마다 5초간 2회씩 샘플링을 180kS/s로 데이터를 측정하였다.

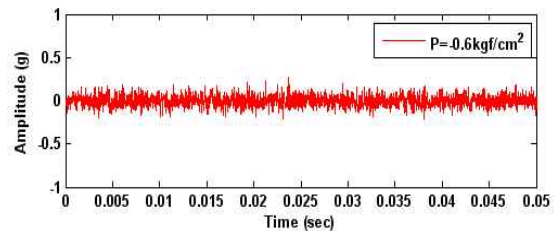
그림 4의 (a)와 (b)는 정상 임펠러와 마모 두께에 대한 가 2.0mm인 임펠러에 대해서 유량과 압력이 각각 0.6m<sup>3</sup>/min이고 -0.6kgf/cm<sup>2</sup> 일 때 가속도계의 시계열 신호를 나타낸 것이다. 그림을 비교해 보면 정상 임펠러인 경우와 2.0mm 마모 임펠러인 경우에 유량 및 압력에 따라 진폭에 미소한 차이가 존재하기는 하나 뚜렷하게 구분할 수 있는 차이는 확인되지 않는다. 따라서 가속도 신호를 이용하여 임펠러의 마모 상태를 진단하기 위해서는 마모 상태를 구별하는 데 필요한 신호 특징을 추출해야 한다.



그림 3. 가속도계 설치 형상



(a) 정상상태



(b) 2.0mm 마모

그림 4. 정상 상태와 2.0mm시의 가속도 신호

## 2.2 최적 특징 추출

### (1) 특징 계산

측정된 신호를 이용하여 기기의 상태를 진단하거나 결함을 감지하기 위해서는 정상 상태와 이상 상태를 구별해 줄 수 있는 신호 특징을 계산해야 한다. 이에 따라 본 연구에서는 표 2와 같이 패턴 인식 분야에서 가장 많이 적용되고 있는 21개의 특징 파라미터 계산 방법을 통해 가속도계 신호의 특징을 계산하였다.

표 2 특징 파라미터

	특징 파라미터
시간 영역	Mean(MN), Root mean square(RMS)
	Shape factor, Crest factor
	Skewness, Kurtosis, Entropy(EE)
	Entropy error(EEE)
	Lower-bound, Upper-bound
	Weibull Negative log-likelihood(WNL)
주파수 영역	Normal Negative log-likelihood(NNL)
	P1(Frequency center)
	P2(Variance frequency)
	P3(Root mean square frequency)
	P4, P5, P6, P7, P8, P9

표 2에서 주파수영역 특징 파라미터 중 P1~P9는 아래와 같이 정의되며 참조문헌 [4]에 제시되어 있다.

$$P_1 = \frac{\sum_i^N f_i S(f_i)}{\sum_i^N S(f_i)} \quad (1)$$

$$P_2 = \sqrt{\frac{\sum_i^N (f_i - P_1)^2 S(f_i)}{N-1}} \quad (2)$$

$$P_3 = \sqrt{\frac{\sum_i^N f_i^2 S(f_i)}{\sum_i^N S(f_i)}} \quad (3)$$

$$P_4 = \sqrt{\frac{\sum_i^N f_i^4 S(f_i)}{\sum_i^N f_i^2 S(f_i)}} \quad (4)$$

$$P_5 = \frac{\sum_i^N f_i^2 S(f_i)}{\sqrt{\sum_i^N S(f_i) \sum_i^N f_i^4 S(f_i)}} \quad (5)$$

$$P_6 = \frac{P_2}{P_1} \quad (6)$$

$$P_7 = \frac{\sum_i^N (f_i - P_1)^3 S(f_i)}{P_2^3 N} \quad (7)$$

$$P_8 = \frac{\sum_i^N (f_i - P_1)^4 S(f_i)}{P_2^4 N} \quad (8)$$

$$P_9 = \frac{\sum_i^N \sqrt{|f_i - P_1|} S(f_i)}{\sqrt{P_2} N} \quad (9)$$

여기서

$N$ =스펙트럼 라인의 총 개수

$f_i$ =주파수

$S(f_i)$ =스펙트럼 파워 밀도

웨이블릿 변환은 국부적으로 시간과 주파수 영역의 특성을 갖고 있다. 따라서 웨이블릿 변환을 적용하면 성능 저하 특성이 가장 두드러지게 나타나는 주파수 구간에서의 신호 특징을 얻을 수 있다. 이에 따라 본 연구에서는 원래의 가속도 신호와 더불어 Daubechies 10차 필터를 이용하여 가속도 신호를 분해하고 분해레벨에 따라 얻은 상세성분(Detail Component)으로부터 시간 영역에 대한 특징을 계산하고 근사성분(Approximation Component)으로부터 주파수 영역의 특징을 계산하였다.

## (2) 신호 특징 선정

기기의 상태를 효과적으로 진단하기 위해서는 계산된 신호 특징의 결함 식별 능력을 평가한 후 성능이 우수한 신호 특징을 선정해야 한다. 만일 계산된 모든 신호 특징들을 결함 분류기의 입력 변수로 사용한다면 결함 분류기의 분류 속도와 결함 식별 능력은 매우 저하되게 된다. 이에 따라 본 연구에서는 유효성 계수(Effectiveness Coefficient) 평가법을 적용하여 성능이 우수한 신호 특징을 선정하였다.

유효성 계수 평가법은 각각의 상태에서 특징의 상호 평균거리를 구하고, 각 특징 사이의 상호 평균거리를 구한 후 이들 두 개의 거리 비를 이용하여 특징의 유효성을 확인하는 것이다. 전체 파라미터에 대해서 각각의 파라미터별 소속 값들의 상호평균 거리는 아래와 같이 계산된다.

$$d_{i,j} = \frac{1}{(N-1)} \sum_{n=1}^{N-1} |p_{i,j}(m) - p_{i,j}(n)| \quad (10)$$

$(m, n = 1, 2, 3, \dots, N-1, m \neq n)$

여기서

$p_{i,j}$ =파라미터 소속값,

$i$ =전체 파라미터 번호 ( $i = 1, 2, 3, \dots$ )

$j$ =정상 상태를 포함한 각 상태 번호 ( $j = 1, 2, 3, \dots$ )

$d_{i,j}$ =파라미터 소속값들의 상호평균 거리

$m$  = 소속값들 중 기준값 번호  
 $n$  = 기준값 이외의 나머지 소속값 번호  
 $N$  = 파라미터 소속 값들의 개수

식 (10)을 이용하여 정상상태를 포함한 각 상태에 대해 전체 파라미터들의 소속값들 상호평균 거리( $d_{i,j}$ )를 계산하고 이 결과를 이용하여 각 파라미터에 대한 소속값 상호평균 거리의 전체 평균을 계산한다.

$$\bar{d}_i = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J d_{i,j} \quad (11)$$

여기서

$\bar{d}_i$  = 파라미터별 소속값 상호평균 거리의 전체 평균 거리

$J$  = 정상 상태를 포함한 전체 상태의 총 개수

각 파라미터에 소속된 값들의 평균과 파라미터별로 서로 다른 상태의 평균 거리는 아래와 같이 계산된다.

$$\bar{D}_i = \frac{1}{N-1} \sum |\mu_{i,m} - \mu_{i,n}| \quad (12)$$

여기서

$$\mu_{i,j} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p_{i,j}(n), \quad (n = 1, 2, 3, \dots, N)$$

$m$  = 파라미터 평균 기준값 번호

$n$  = 기준값 이외에 나머지 상태들의 평균값 번호

$N$  = 정상상태를 포함한 전체 상태의 총 개수

이들 2개의 거리 비를 이용한 유효성 계수는 아래와 같이 정의된다.

$$\alpha_i = \frac{\bar{D}_i}{\bar{d}_i} \quad (13)$$

케이싱 전면에 설치된 가속도신호와 웨이블렛 변환을 통해 10개의 주파수 구간별로 분해된 상세 분해 신호를 이용하여 231개의 신호 특징을 계산한 후 유효성 평가 계수법을 이용하여 유량 및 흡입압력에 따라 분류 성능이 우수한 특징을 추출하였다. 표 3~5는 유량에 따른 특징 파라미터의 유효성 계수를 나타낸 것이다.

표 3~5를 살펴보면 시계열 신호로부터 추출된 특징이 주파수계열 신호로부터 추출된 특징보다 임펄러 마모를 구별하는 데 효과적이고 가속도 원신호(Raw Signal) 보다는 웨이블렛 변환을 통해 얻어진 상세 분해 신호가 임펄러 마모를 분류하는 데 우수한 것을 알 수 있다. 그림 5와 6은 유량이 0.2m<sup>3</sup>/min일 때 가속도 원신호와 웨이블렛 분해 레벨 7(WT7) 신호에 대한 엔트로피값을 나타낸 것이다. 그림으로부터 원 신호(Raw Signal)에서 추출한 엔트로피값의 분포에서는 마모량에 따른 독특한 경향이나 패턴을 찾아보기가 어려우나 주파수 구간이

703~1,406Hz인 웨이블렛 분해레벨 7로부터 계산된 엔트로피값의 경우에는 마모량이 커질수록 점차 작아지는 특성이 나타났다. 이러한 경향은 웨이블렛 분해레벨 7로부터 계산된 RMS, MN, EE, NNL, WNL값에서도 유사하게 나타나는 데 이로부터 임펄러의 마모량 진단에 웨이블렛 변환이 효과적이라는 것을 알 수 있다.

표 3 파라미터별 유효성계수(Q=0.2m<sup>3</sup>/min)

Rank	파라미터	alpha
1	WT7-MN	13.0
2	WT7-RMS	12.0
3	WT7-EE	11.7
4	WT7-NNL	11.4
5	WT7-WNL	10.7

표 4 파라미터별 유효성계수(Q=0.4m<sup>3</sup>/min)

Rank	파라미터	alpha
1	WT7-WNL	4.3
2	WT7-RMS	4.3
3	WT7-NNL	4.2
4	WT7-EE	4.2
5	WT7-MN	4.0

표 5 파라미터별 유효성계수(Q=0.6m<sup>3</sup>/min)

Rank	파라미터	alpha
1	WT1-NNL	36.2
2	WT1-EE	33.9
3	WT1-RMS	33.2
4	WT1-MN	31.3
5	WT1-WNL	25.2

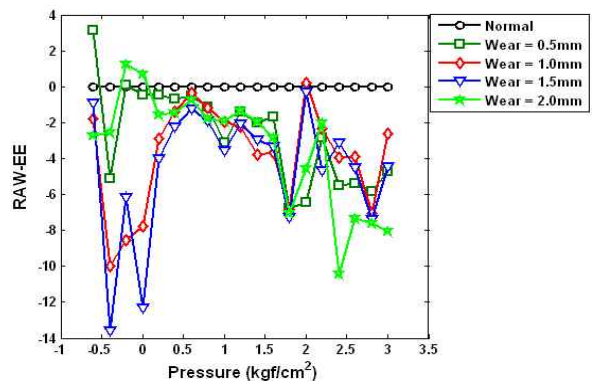


그림 5 원신호에 대한 엔트로피 분포(Q=0.2m<sup>3</sup>/min)

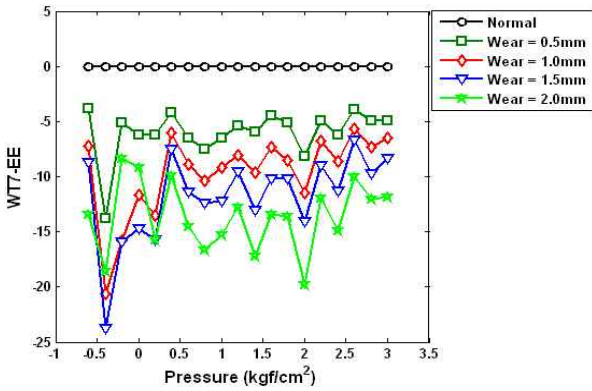


그림 6 WT7 신호에 대한 엔트로피 분포(Q=0.2m<sup>3</sup>/min)

표 3~5에 나타난 바와 같이 특징 파라미터의 유효성 계수 평가 순위는 유량에 따라 변화를 보인다. 하지만 지능형 분류기를 이용하여 임펠러 마모량을 효율적으로 진단하기 위해서는 운전변수에 관계없이 특징 파라미터를 통일하는 것이 필요하다.

그림 7과 8은 유량 조건이 0.6m<sup>3</sup>/min일 때 웨이블릿 분해레벨 1(WT1)과 7(WT7)에 대해 엔트로피(EE) 값을 나타낸 것이다. 그림으로부터 웨이블릿 분해레벨이 1(WT1)의 경우 전체 압력구간에서 엔트로피 값의 분포가 마모량에 따라 잘 구분되지 않을 뿐만 아니라 특정한 경향을 나타내지 않는다는 것을 알 수 있다. 이에 따라 본 연구에서는 유량 조건 0.2m<sup>3</sup>/min과 0.4m<sup>3</sup>/min에 대한 유효성 평가 결과를 근거로 표 6과 같이 웨이블릿 분해 레벨 7(WT7)의 신호를 이용하여 임펠러 마모량 진단에 필요한 신호 특징을 계산하였다.

### 2.3 마모량 진단 알고리즘

앞서 선정된 특징 파라미터들을 이용하여 마모된 임펠러의 두께 변화를 자동으로 진단할 수 있는지를 알아보기 위해 본 연구에서는 인공 신경망 알고리즘 적용하였다. 신경망을 학습시키기 위한 알고리즘으로는 역전파(Back-Propagation) 알고리즘을 사용하였는데 역전파 알고리즘은 잘 알려진 바와 같이 입력변수에 대해서 2가지 단계를 거쳐 신경망을 학습시키게 된다. 즉, 전달함수를 통해 입력값으로부터 출력값을 산출하는 순방향 처리 단계와 역방향으로 진행시키면서 목표값과 계산값의 오차를 최소화 되도록 층과 층 사이의 연결강도를 조절하는 역방향처리 단계를 거쳐 전달함수를 최적화한다. 본 연구에서는 비선형 연속함수에 대한 신경망 모델의 활성화 함수로 널리 사용되고 있는 Sigmoid를 이용하였다.

신경망 알고리즘을 학습시키기 위한 입력데이터로는 각각의 마모량을 기준으로 표 7과 같이 유량별 압력조건에 따른 신호 특징을 사용하였으며, 신호 특징은 웨이블릿 분해 레벨7(WT7) 신호로부터 계산하였다. 본 연구에

서는 20개의 뉴런으로 구성된 은닉층을 포함하여 신경망을 모델링하였고 475개의 유량, 압력, 마모량 조건과 각 조건에 대해 계산된 신호 특징값을 이용하여 신경망을 학습하였다.

신경망 학습을 통해 얻어진 신경망 모델의 검증을 위해 유량, 압력 및 마모량에 따라 총 95개 조건을 선정하고 가속도 신호의 웨이블릿 특징을 이용하여 임펠러 마모량을 진단하였다. 진단 결과 마모량 검출 정확도는 90% 이상으로 나타났으며 그림 9에서 확인할 수 있듯이 실제 마모량과 가속도 신호와 신경망 모델을 통한 마모량 추정 결과가 거의 일치하였다.

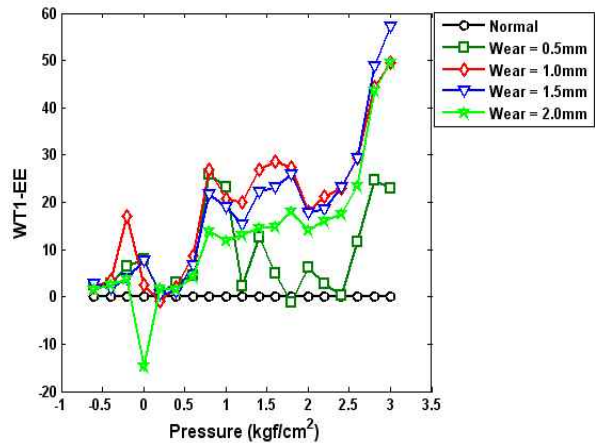


그림 7 WT1 신호에 대한 엔트로피 분포(Q=0.6m<sup>3</sup>/min)

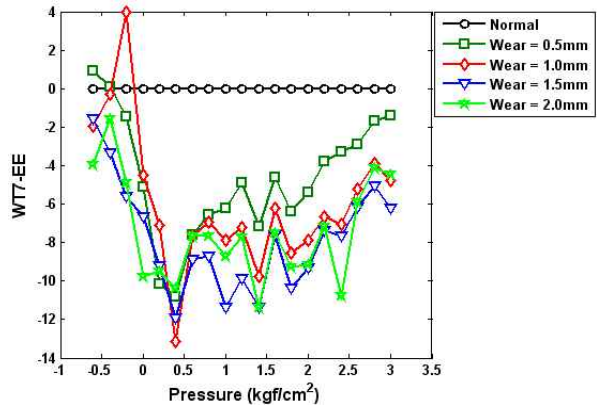


그림 8 WT7 신호에 대한 엔트로피 분포(Q=0.6m<sup>3</sup>/min)

표 6 특징 파라미터 선정 결과

	특징 파라미터
시간영역	WT7-MN WT7-RMS WT7-EE WT7-WNL WT7-NNL

표 7 신경망 학습을 위한 입력 파라미터

입력 파라미터	입력 조건 및 특징파라미터
유량 (m <sup>3</sup> /min)	0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6 (5개 조건)
압력 (kgf/cm <sup>2</sup> )	3.0~0.6 (0.2 간격, 총 19개 조건)
마모두께 (mm)	0.0, 0.5, 1.0, 1.5, 2.0 (5개 조건)
특징파라미터	WT7-EE, WT7-RMS, WT7-MN, WT7-WNL, WT7-NNL

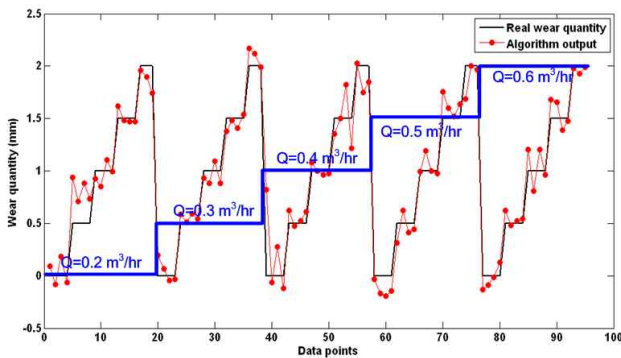


그림 9 신경망 모델 검증 결과

### 3. 결 론

본 연구에서는 가속도계를 이용한 임펠러 마모 상태 진단 방법에 대해 살펴보았다. 이를 위해 페인트 시험을 통해 확인된 블레이드의 침식 부위를 가공하고 유량, 압력을 변화시키며 펌프 케이싱 전면에 설치된 가속도계를 이용하여 신호를 취득하였다. 또한, 마모 상태를 효과적으로 식별할 수 있도록 가속도 신호와 함께 Daubechies 10차 필터를 이용한 이산 웨이블릿을 이용하여 신호 특징을 계산하였다. 계산된 신호 특징에 대한 유효성 계수 평가 결과, 웨이블릿 분해레벨 7의 상세성분으로부터 구한 시간 영역 파라미터가 마모 상태 분류에 효과적인 것을 확인하였다. 선정된 신호 특성을 신경망 모델의 입력 데이터로 이용하여 마모량을 진단한 결과 90% 이상의 정확도를 보였으며 이를 통해 마모 상태 진단시 가속도 신호를 활용할 수 있음을 확인하였다.

### 참 고 문 헌

- (1) Gulich, J. F., 2007, Centrifugal Pumps, Springer.
- (2) Kruger, S., Martin N. and Dupont, P., 2010, "Assessment of Wear Erosion in Pump Impellers",

Proceedings of the 26th International Pump Symposium, pp. 51~56.

(3) Siegler, J. A., 1994, "Motor Current Signal Analysis for Diagnosis of Fault Conditions in Shipboard Equipment", USNA Trident Scholar Project Report No. 220.

(3) Wang, H. Q. and Chen P., 2007, "Dault Diagnosis of Centrifugal Pump Using Symptom Parameters in Frequency Domain", International Commission of Agricultural Engineering, pp. 1~14.