

# 과도 전류신호를 이용한 냉간 압연기의 판 터짐 검지 시스템 Strip Rupture Detection System of Cold Rolling Mill using Transient Current Signal

양승욱 · 오준석 · 심민찬 · 김선진 · 양보석 · 이원호

S. W. Yang, J. S. Oh, M. C. Shim, S. J. Kim, B. S. Yang and W. H. Lee

(접수일 : 2009년 12월 24일, 수정일 : 2010년 3월 17일, 채택확정 : 2010년 3월 22일)

**Key Words** : Cold Rolling Mill(냉간 압연기), Strip Rupture(판 터짐), Transient Analysis(과도구간 분석), Wavelet Transform(웨이블릿변환), Feature Extraction(특징추출), Fault Classification(결함분류)

**Abstract** : This paper proposes a fault detection system to detect the strip rupture in six-high stand Cold Rolling Mills based on transient current signal of an electrical motor. For this work, signal smoothing technique is used to highlight precise feature between normal and fault condition. Subtracting the smoothed signal from the original signal gives the residuals that contains the information related to the normal or faulty condition. Using residual signal, discrete wavelet transform is performed and acquire the signal presenting fault feature well. Also, feature extraction and classification are executed by using PCA, KPCA and SVM. The actual data is acquired from POSCO for validating the proposed method.

## 1. 서 론

철강제조업 분야는 국제적으로 경쟁이 더욱 치열해지고 있고, 이를 위해 보다 높은 생산성과 품질이 요구되고 있으며, 설비의 고성능화로 인한 유지보수의 어려움이 존재하여 이를 위한 활발한 기술개발이 이루어지고 있는 추세이다<sup>1,2)</sup>.

냉간압연기의 도입으로 고속 생산이 가능하게 되면서 이에 따른 다양한 결함<sup>3,4)</sup>이 발생하고 있으며, 그 중 하나가 판 터짐(strip rupture)이다. 이는 압연을 위해 롤(roll)을 증속시키는 구간에서 판이 끊어지는 현상으로, 월 20회 이상 빈번하게 발생함으로써 생산 및 품질에 악영향을 미치게 되나, 현재 이와 관련된 결함 검지의 연구는 미진한 상태이다.

이 연구에서는 냉간 압연기의 압연과정에서 발생하는 판 터짐을 검지하기 위한 시스템을 제안하였다. 정상 압연과정의 초기 압연 상승과정에서 취득한 롤 구동용 전동기의 전류 원 신호(raw signal)를

이용하여 평활화(smoothing)를 실행한 후, 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 수행하였고, 이를 이용하여 통계적인 특징계산(feature calculation) 및 특징추출(feature extraction)을 수행한 후 최종적으로 분류알고리즘을 이용하여 정상 압연의 상승구간과 판 터짐이 발생하는 결함 압연의 상승구간을 구별하는 결함검지 방법을 제안하였다. 제안된 시스템은 유효성을 확인하기 위해 현장에서 취득한 실제 신호를 이용하여 검증하였고, 적용이 가능함을 확인하였다.

## 2. 기초 이론

### 2.1 웨이블릿 변환(wavelet transform)

웨이블릿은 과도상태를 가지는 비정상 신호(non-stationary signal)를 분석하기 위한 도구로 널리 알려져 있다.<sup>5)</sup> 웨이블릿 시스템의 기본 함수는 스케일 (scaling) 함수  $\phi(t)$ 와 웨이블릿 함수  $\psi(t)$ 이며, 식 (1) 및 (2)와 같이 정의된다<sup>6)</sup>.

$$\phi_{a,b}(t) = 2^{-a/2}\phi(2^{-a}t - b) \tag{1}$$

$$\psi(t) = \sum_{k=-1}^{N-2} (-1)^k c_k \phi(2t + k) \tag{2}$$

양보석(교신저자) : 부경대학교 기계자동차공학과  
E-mail : bsyang@pknu.ac.kr, Tel : 051-629-6152  
양승욱, 오준석, 심민찬 : 부경대학교 대학원  
김선진 : 부경대학교 기계자동차공학과  
이원호 : (주)포스코 기술연구원

여기서  $a, b$ 는 각각 이동과 스케일 파라미터이며,  $c_k$ 는 웨이블릿 계수이다. 이 계수는 식 (3)과 같은 조건을 만족해야 한다.

$$\sum_{k=0}^{N-1} c_k = 2, \quad \sum_{k=0}^{N-1} c_k c_{k+2b} = 2\delta \quad (3)$$

여기서,  $\delta$ 는 Kronecker 델타함수를 의미한다. 웨이블릿 해석은 기저함수(basis function)를 도입하여 기저 함수의 넓이를 조절함으로써 고주파수 대역과 저주파수 대역의 해상도(resolution)를 높이고, 또 기저 함수의 시간 축에 따라 이동함으로써 각 주파수 성분이 시간에 따른 변화를 표현할 수 있다<sup>7)</sup>. 현재 기저 함수는 많은 종류의 함수가 제안되어있고, Fig. 1에 실제 많이 사용되는 Daubechies 함수를 나타내었으며, 그 중에서도 수행을 통해 좋은 결과를 나타낸 db8을 이용하여 변환을 수행하였다.

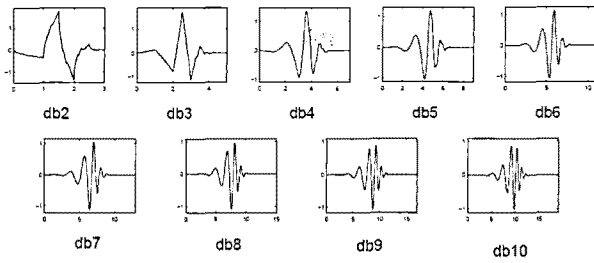


Fig. 1 Daubechies basis functions

## 2.2 특징 계산(feature calculation)

회전기계에서 취득되는 진동과 진동기의 전류 신호는 기계의 각 상태에 따른 일정한 특징을 지니고 있다. 그러므로 이를 분석하여 기계의 상태 파악 및 각종 결함 원인을 진단할 수 있다. 신호의 진폭 변화를 측정하여 적절한 신호처리기법을 통해 기계의 상태에 따른 특징을 계산할 수 있다. 이러한 과정을 특징 계산이라 하며, 기본 원칙은 다음과 같다<sup>8)</sup>.

- 1) 특징량을 정확하게 선택하여야 한다.
- 2) 동일한 특징량은 시각에 따라 변화하지 않고 일정한 값이어야 한다.
- 3) 서로 다른 상태의 특징량들 사이에는 뚜렷한 구별이 있어야 한다.
- 4) 특징량의 수는 각 상태를 충분히 표현할 수 있는 조건 하에서 가능한 적어야 한다.

이 연구에서 사용된 특징 중 그 일부를 수학적 정의와 함께 그 의미를 설명하면 다음과 같다<sup>7)</sup>.

### 2.2.1 평균(mean)

평균은 시계열 신호의 전체를 대표하는 값으로 다음 식과 같이 표현된다.

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

이 값은 극단적인 관측 값의 영향에는 민감하며, 다음과 같은 성질을 지니고 있다.

- 1) 계열 신호의 각각의 값들의 편차의 합은 0이다.
- 2) 평균에 대한 시계열 신호의 각각의 값들의 편차의 제곱 합은 다른 임의의 값에 대한 각각의 값들의 제곱합보다 작다.

### 2.2.2 실효치(RMS)

진동의 심한 정도를 나타내는 특성인 진동 진폭을 정량화하는 하나의 방법이다. 이는 평균치 정보나 스캐터링 정보가 포함되어 있고 시간에 대한 변화량을 고려하며 진동의 에너지량을 포함하므로 진동 크기의 표현에 적절하다.

$$x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}} \quad (5)$$

### 2.2.3 첨도(kurtosis)

파형의 4차 모멘트를 표준편차  $\sigma^4$ 으로 나누어 규격화한 값으로 파형의 진폭 크기에 상관없이 파형의 형태에 의해 결정된다. 이는 시계열 신호의 확률밀도함수 분포가 갖는 첨예의 정도를 나타내는 측도로서 첨도의 적률계수의 정의는 다음과 같다.

$$\beta_2 = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^4}{\sigma^4} \quad (6)$$

이 값이 3이면 정규분포로 나타내고, 3보다 크면 뾰족한 분포, 3보다 작으면 평평한 분포를 나타낸다.

### 2.2.4 파고율(crest factor)

진동의 피크 값과 Overall값의 비를 나타내며, 측정값이 갑자기 커지거나 작아질 때 높게 표현된다.

$$C/F = x_p / x_s \quad (7)$$

### 2.2.5 Frequency center

이산 시계열 신호를 전 주파수 대역에서 보았을 때 스펙트럼 밀도의 중심을 나타낸다.

$$F/C = \frac{\sum_{i=2}^n x_i x_i}{2\pi \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (8)$$

### 2.2.6 Root variance frequency

Variance frequency는 전 스펙트럼에서 중심 주파수를 중심으로 다른 성분의 주파수들 사이의 분산을 나타내는 값으로, 이 값에 제곱근을 취한 값이다.

$$RVF = \sqrt{\frac{\int_0^{\infty} (f - FC)^2 \cdot s(f) df}{\int_0^{\infty} s(f) df}} \quad (9)$$

여기서  $s(f)$ 는 파워 스펙트럼이다.

### 2.2.7 Entropy estimation

엔트로피는 불확실성의 척도로서 사용되며 다음 식과 같이 정의된다.

$$H(x) = \int p(x) \cdot \ln p(x) dx \quad (10)$$

여기서  $x$ 는 추정오차,  $p(x)$ 는 밀도 함수를 나타낸다.

## 3. 판 터짐 결함 검지 시스템

### 3.1 결함검지시스템의 제안

Fig. 2는 본 연구에서 제안된 판 터짐 결함 검지 시스템의 전체적인 구조를 나타내었다. 먼저 대상 압연 설비의 롤 구동용 전동기의 전류 신호를 취득하고 이를 웨이블릿 변환을 수행하여 각 레벨 별로 Detail 신호를 얻는다. 이를 이용하여 특징 계산 및 추출을 수행하고 정상과 결함 간의 통계적 수치를 비교한다. 그리고 특징 계산과 추출을 통해 얻은 값으로 분류를 수행하기 위해 정상 및 결함 데이터를 학습 데이터로 저장된다. 학습 데이터를 SMO (sequential minimum optimization) 알고리즘에 입력하여 Support Vector (SV)를 구하고 나머지 학습 데이터는 폐기하여 새로운 SV들의 데이터베이스 (DB)를 구성하게 된다. 이 DB는 새로운 데이터의

미지의 상태를 판별하기 위한 기초 데이터가 되며, 이 데이터를 이용한 SVM 알고리즘이 새로운 데이터의 상태를 판별하게 된다.

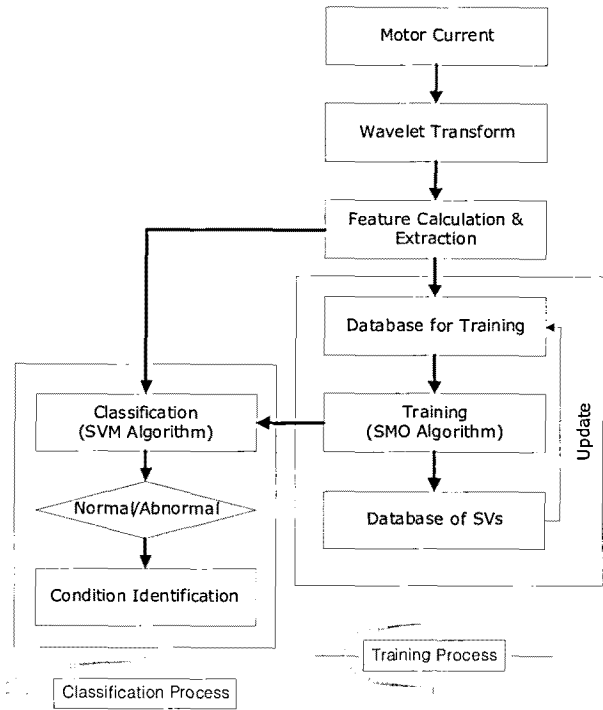


Fig. 2 Proposed fault detection system

### 3.2 대상 설비

본 연구의 대상은 Fig. 3과 같이 6개의 롤로 구성되고 이를 하나의 스탠드(stand)로 하여 총 5개의 스탠드를 가지는 6단 5스탠드 냉간 압연기이다. 각 스탠드는 상, 하부에 각각 Backup Roll과 Work Roll로 구성되어 있고 재료는 상부 Work Roll과 하부 Work Roll 사이로 이송된다. 각 Work Roll은 전동기로 구동된다.

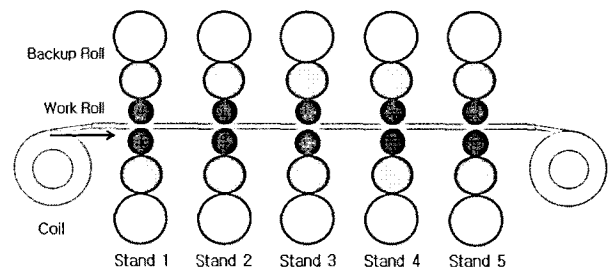


Fig. 3 Layout of cold rolling mill system

### 3.3 데이터 수집

판 터짐 결함은 Fig. 4와 같이 압연 과정에서 초기 롤의 속도를 증가시키는 과도구간에서 주로 발

생하는 결함으로, 이 구간에서 취득된 톨 구동용 전동기의 과도전류신호를 이용하여 정상 및 결함 각 11개씩의 신호데이터를 이용하여 분석하였다. Fig. 5는 전류신호의 분석과정을 나타낸 흐름도이다.

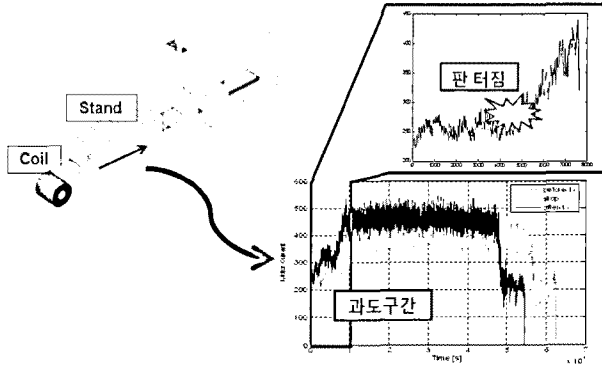


Fig. 4 Occurring of strip rupture in transient region

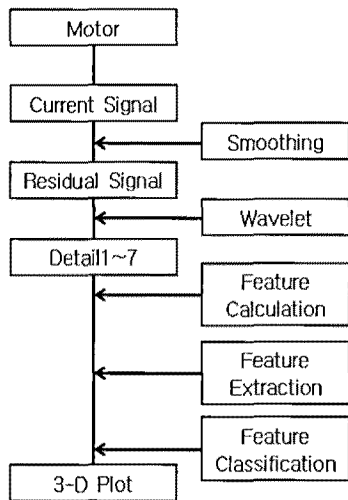


Fig. 5 Flowchart for signal analysis

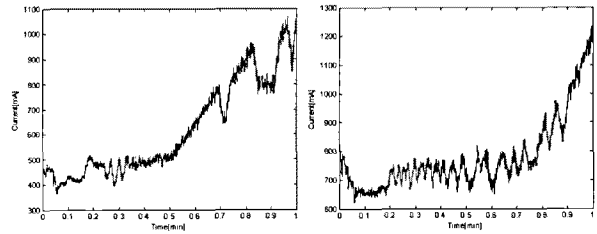
### 3.4 전처리 단계

Fig. 6은 스탠드 5의 구동 전동기에서 취득된 정상 및 판 터짐 시의 전류신호를 나타낸다. 각 신호는 1분 동안 취득된 신호로서 각각 다양한 형태를 지니고 있다. 결함검지에 불필요한 전원 주파수(60 Hz) 성분의 영향을 최소한으로 줄이기 위해 평활화 처리가 수행되었고, 이 과정을 통해 전원주파수 성분이 제거된 잔여(Residual) 신호를 얻었다<sup>9,10</sup>.

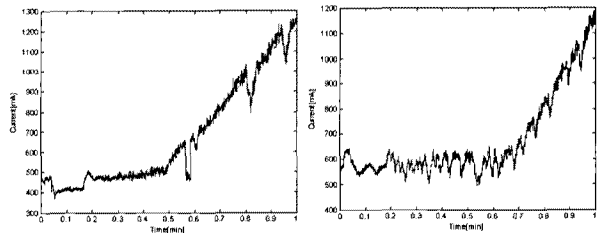
Fig. 7은 원 신호에서 평활화 처리가 된 신호를 뺀 잔여 신호로서 재료의 품질에 영향을 주는 압연기의 상태와 관련된 정보를 가지고 있으며, 이 신호를 기반으로 웨이블릿 변환(wavelet transform)을 수행하였다.

### 3.5 웨이블릿 분석

각 스탠드의 잔여 신호를 기반으로 Daubechies db8 웨이블릿 변환을 수행하였다. Fig. 8은 정상과 결함 상태에 대한 웨이블릿 변환 결과로 각 상태에 따른 뚜렷한 신호 특성의 구별을 찾기가 어려웠다.

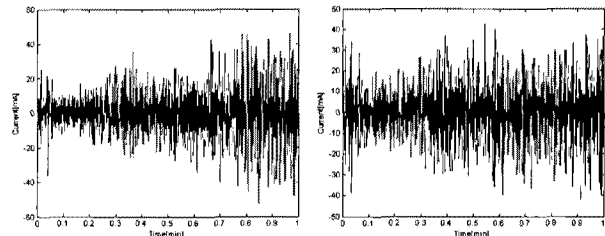


(a) Healthy condition

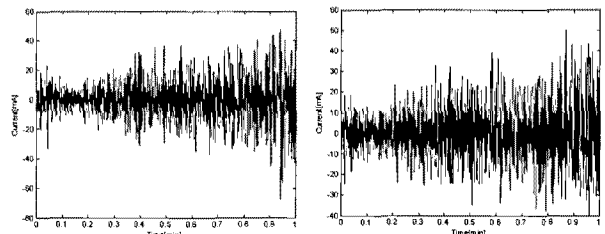


(b) Faulty condition

Fig. 6 Transient current signals



(a) Healthy condition



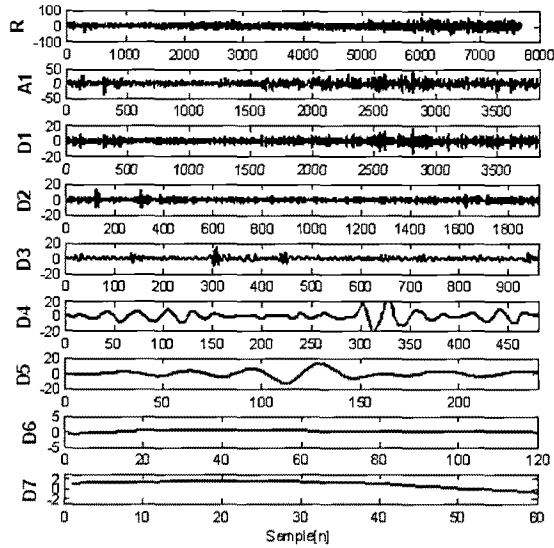
(b) Faulty condition

Fig. 7 Residual current signals

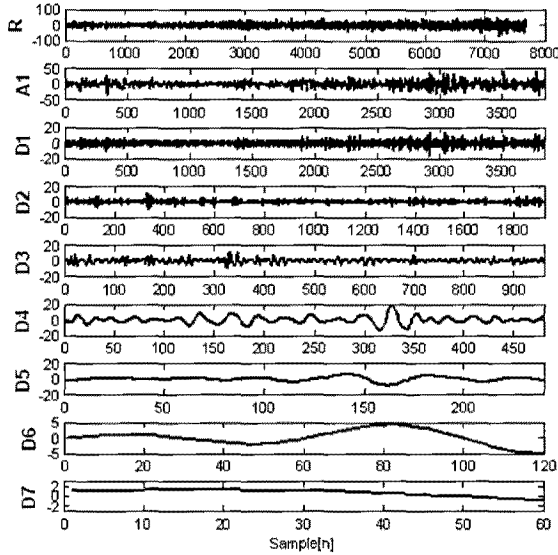
웨이블릿 변환만으로는 정상 및 결함상태를 판단하기 어렵고 추가적인 방법이 필요하며, 여기서는 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 Detail 1~7을 이용하여 특징 계산을 계산하도록 하였다.

### 3.6 특징 계산 및 결과

특징 계산에 사용된 시간, 주파수 및 엔트로피 영역에서의 특징(feature)들을 Table 1에 나타내었다.



(a) Healthy condition

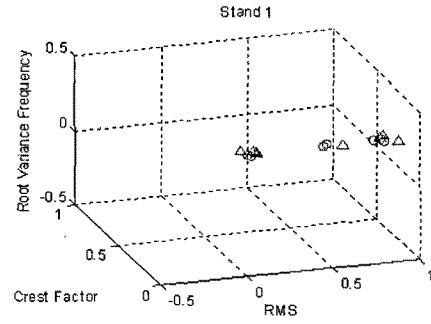


(b) Faulty condition

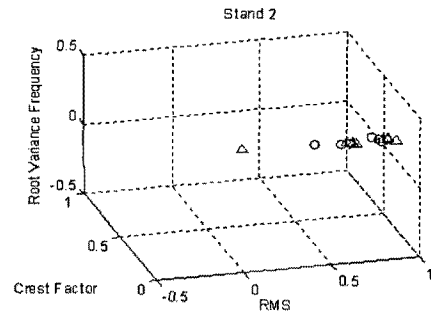
Fig. 8 Wavelet transform for residual signals

Table 1 Selected features

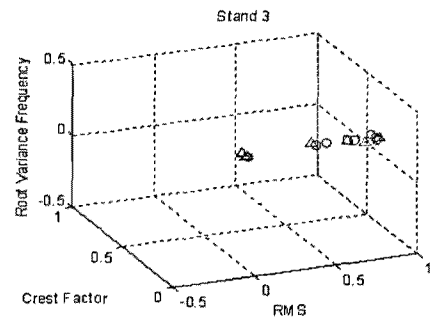
Domain	Feature
Time	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Mean</li> <li>• RMS</li> <li>• Kurtosis</li> <li>• Crest Factor</li> </ul>
Frequency	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Frequency center</li> <li>• Root variance frequency</li> <li>• Root mean square frequency</li> </ul>
Entropy	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Entropy estimation</li> <li>• Entropy estimation error</li> </ul>



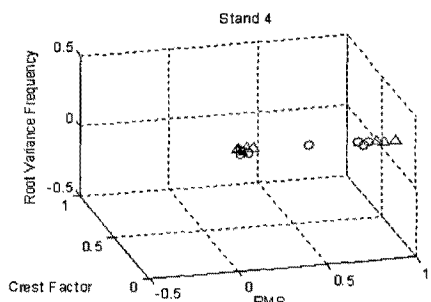
(a) Stand 1



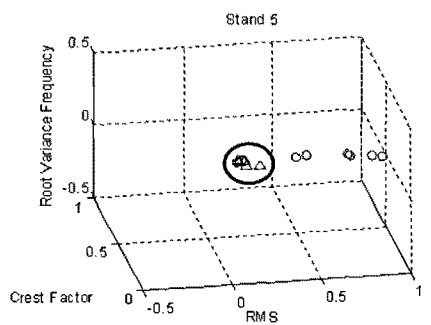
(b) Stand 2



(c) Stand 3



(d) Stand 4



(d) Stand 5

Fig. 10 Feature calculation results for Stand 1

웨이블릿 변환으로 얻어진 Detail 데이터를 Table 1에서 제시된 각각의 특징들을 식 (4)~(10)의 정의를 이용하여 계산하였다.

Fig. 9에 스탠드 1~5에 대한 정상 및 결함상태 간의 군집을 나타내었다. 그림 중 기호 ○는 정상신호 데이터, △는 결함신호 데이터를 나타낸다. 9개의 특징 중 정상과 결함 간의 군집(clustering)이 잘 이루어지는 가장 적절한 특징 3개를 이용하여 3차원 공간을 이용하여 특징 데이터를 표시하였을 때, 스탠드 1에서 4까지의 결과는 스탠드 5의 결과에 비해 군집특성이 좋지 않은 것을 확인할 수 있다.

이는 스탠드 1~4에서 취득된 신호의 특징데이터는 판 파단 시에 발생하는 특징을 잘 나타내지 못함을 나타내고, 이로 인해 각 상태의 구분을 위한 사용에는 적절치 못하다는 것이 알 수 있다. Fig. 9(e)의 스탠드 5에 대한 그림 중에 비록 2개의 정상데이터가 결함데이터로 분류되고 있으나, RMS, Crest Factor 및 Root Variance Frequency를 특징으로 하였을 때 스탠드 5에서 가장 군집이 잘 이루어짐을 확인할 수 있다.

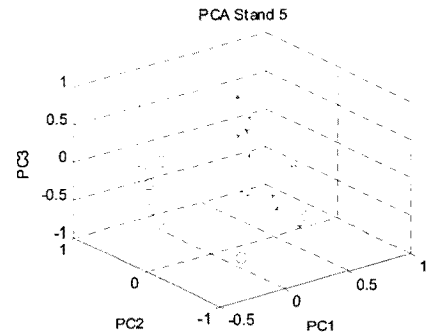
### 3.7 특징 추출 및 결과

분류 성능은 샘플 크기, 특징 수 및 분류기의 복잡성 사이의 내부 상호관계에 의존된다. 즉, 과도한 특징은 분류기의 분류 효율을 떨어뜨릴 뿐만 아니라, 구조가 복잡하여 분류시간도 많이 걸리는 문제점을 야기한다. 따라서 특징차원을 효율적으로 줄이기 위해 특징추출과 특징선택 기법이 필요하다. 원래의 특징 집합의 변환이나 조합에 기초하여 새로운 특징을 만들어내는 방법을 특징추출이라 한다. 특징 선택은 모든 특징들로부터 최선의 특징부분집합(subset)을 선택하는 알고리즘을 말한다. 특징추출은 계산 시간을 절약할 수 있고, 특징 선택은 결함검지 및 진단의 정도를 향상시키는데 기여한다.

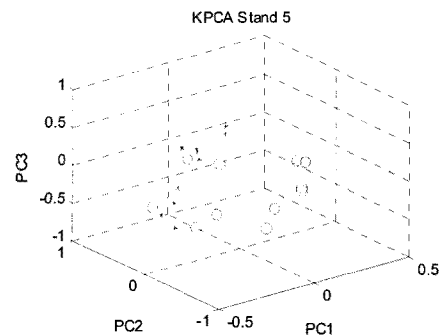
특징추출 방법은 차원이  $d$ 인 원래의 특징 공간에서 차원이  $m$ 으로 감소( $m \leq d$ )하도록 선형 또는 비선형 방법으로 적절한 부분 공간을 결정하는 것이다. 초기 특징벡터는 과잉 특징, 서로 독립적이지 않고 상관성이 많아 특징으로 사용하기에는 효율적이지 못하다.

선형 특징추출방법으로 PCA(Principal Component Analysis), 비선형 특징추출방법으로 KPCA (Kernel Principal Component Analysis)를 사용하였으며, 이에 대한 세부적인 내용은 문헌 (10)을 참조 바란다.

특징계산을 통해 얻은 결과를 PCA와 KPCA를 이용하여 특징추출을 수행하였다. 가장 좋은 결과를 나타낸 스탠드 5에 대해 Fig. 11에 나타내었다. 또한 PCA와 KPCA에서의 각각의 결과는 거의 유사하게 표현되었으며, 특징 계산에서의 결과와 비교해도 군집의 상태가 더 좋아지는 결과로 나타나지 않았다.



(a) PCA



(b) KPCA

Fig. 11 Feature extraction results for Stand 5

### 3.8 결함분류 및 결과

결함검지 성능을 향상시키기 위해 분류알고리즘으로 SVM(support vector machine)<sup>12)</sup>을 이용하여 정상 및 판 터짐 결함을 분류하였다. 특징계산만을 통해 얻은 특징(Original)과 PCA 및 KPCA를 이용한 특징추출 결과, 이렇게 3가지를 이용하여 분류를 수행한 결과를 Fig. 12에서 나타내었다. 정상과 결함 데이터 각각 11개 중 7개를 학습 데이터로 나머지 4개를 테스트 데이터로 사용하였다. 각각의 실험은 대략 15번의 분류를 수행한 결과 중에서 가장 분류율이 좋았던 3개의 경우에 대해서 정리하였다.

분류 결과는 특징 계산 및 추출에서 언급한 바와 같이 3가지 경우 모두 스탠드 5에서 87.5%로 가장 좋은 분류 결과가 얻어졌다. 이는 마무리 스탠드인

스탠드 5에서 압연 속도가 가장 빠르고, 전동기에 부하가 많이 가중되어 결함의 특징이 다른 스탠드에 비해 잘 표현되는 것이라 판단된다. 또한 3가지 방법 모두 분류에 있어 유사한 결과를 보였으나, Original 특징과 SVM을 이용하였을 때 조금은 더 좋은 결과가 얻어졌다.

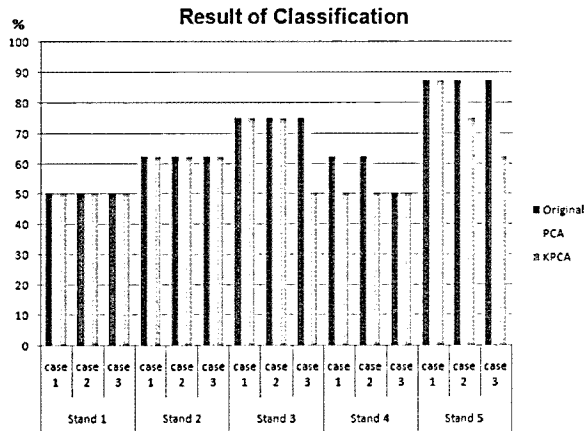


Fig. 12 Classification results

#### 4. 결 론

본 연구에서는 냉간 압연기에서 발생하는 판 터짐 결함을 검지하기 위한 결함검지시스템을 제안하였다. 첫 번째 단계로 Work Roll을 구동하는 전동기의 전류 신호를 취득하여 전 처리 과정으로 평활화 처리를 하였다. 이를 통해 잔여 신호를 얻었고 이 신호를 이용하여 웨이블릿 변환을 수행하였다. 웨이블릿 변환을 통해 Detail 신호를 취득하였고 이 중에서 정상과 결함 간의 구분이 명확한 Detail 7을 사용하여 특징 계산 및 추출을 하였다. 특징 계산을 통해 original 특징을 얻었고 이를 이용하여 PCA와 KPCA로 특징을 추출하였다. 마지막으로 original 특징과 PCA, KPCA 특징 추출을 이용하여 SVM 알고리즘을 통해 정상과 결함 간을 분류하였다.

데이터로 사용된 전동기 전류는 결함이 발생하는 구간인 과도구간만을 취했으며, 이를 정상 조건의 과도구간 데이터와 비교하였다. 이를 위해 과도구간 분석에서 좋은 특성을 지니는 웨이블릿 변환을 수행하였다. 웨이블릿에 사용된 기저함수는 현재 가장 많이 사용되면서 명확한 결과를 나타내는 Daubechies 함수이고 레벨은 실험을 통해 좋은 성능을 보인 db8을 사용하였다.

위의 과정을 통해 얻은 각 상태 간의 구분은 RMS,

Crest Factor 및 Root Variance Frequency를 특징 공간에서 표현 하였을 때 분류가 양호하게 나왔다.

또한 이진 분류 문제에 있어 주로 사용되는 알고리즘인 SVM을 이용하여 정상과 결함 간의 구분을 수행하였다. 구분은 모든 스탠드에서 이루어지지 않았고 스탠드 5에서만 이루어졌다. 이는 과도구간에서 발생하는 현상임을 감안할 때 표현 정도가 약하다는 것을 의미하며, 마지막 스탠드인 스탠드 5에서 부하가 가장 많이 걸리는 것과 관계가 있는 것으로 판단된다. 이를 바탕으로 스탠드 5를 중점적으로 감시하면 결함을 조기에 검지할 수 있을 것으로 생각된다.

#### 후 기

본 연구는 지식경제부의 전략기술인력양성사업에 의해 지원되었음.

#### 참고 문헌

- 이원호, 신남호, 2002, "냉간압연공정에서의 판 파단 예지 알고리즘", 기계관련 산학연 연합심포지엄 강연 및 논문 초록집, pp. 1079~1084.
- 김순경, 전언찬, 전태욱, 1995, "냉간압연용 작업롤의 Spalling 발생 원인에 관한 연구", 한국정밀공학회 학술발표대회 논문집, pp. 220~226.
- J. Mackel, 1999, "Condition Monitoring and Diagnostic Engineering for Rolling Mills", Int. Congress of COMADEM. pp. 1~12.
- 신남호, 강명구, 임은섭, 1998, "냉간압연기에서 채터마크 예방에 관한 연구", 한국정밀공학회 학술발표대회 논문집, pp. 335~338.
- A. Widodo and B. S. Yang, 2008, "Wavelet support vector machine for induction machine gault diagnosis based on transient current signal", Expert System with Applications, Vol. 35, No. 1-2, pp. 307~316.
- 김병욱, 임동수, 양보석, 1999, "Wavelet 변환을 이용한 구름요소베어링의 결함검출", 대한기계학회 춘계학술대회논문집, 제1권, 제1호, pp. 249~253.
- 황원우, 2004, "Support Vector Machine을 이용한 회전기계의 상태 분류 및 결함 진단", 부경대 공학석사 학위논문, pp. 38~39, pp.29~36.

8. 안경룡, 2002, "인공신경망을 이용한 회전기계의 고장진단", 부경대 공학박사 학위논문, pp. 15.
9. H. Douglas, P. Pillay and A. Ziarani, 2004, "A new algorithm for transient motor current signature analysis using wavelet", IEEE Trans. Industry Applications, Vol. 40, No. 5, pp. 1361~1368.
10. H. Douglas, P. Pillay and A. Ziarani, 2005, "The impact of wavelet selection on transient motor current signature analysis", IEEE ICEMD, pp. 80~85.
11. A. Widodo, B.S. Yang, 2007, "Application of Nonlinear Feature Extraction and Support Vector Machines for Fault Diagnosis of Induction Motors", Expert Systems with Applications, Vol. 33, No. 1, pp. 241~250.
12. A. Widodo, B.S. Yang, 2007, "Support Vector Machine in Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis", Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 21, No. 6, pp. 2560~2574.
13. 양승욱 외 5인, 2009, "과도 전류신호를 냉간압 연기의 판 터짐 검지", 한국동력기계공학회 2009년 춘계학술대회논문집, pp. 41~46.