바이오시스템공학(*J. of Biosystems Engr.*)
Vol. 29. No. 3, pp. 261~266 (2004)

인공신경망을 이용한 목재건조중 발생하는 음향방출 신호 패턴분류

Pattern Classification of Acoustic Emission Signals During Wood Drying by Artificial Neural Network

김기복 정회원 강호양 윤동진 최만용
K. B. Kim H. Y. Kang D. J. Yoon M. Y. Choi

ABSTRACT

This study was performed to classify the acoustic emission(AE) signal due to surface cracking and moisture movement in the flat-sawn boards of oak(Quercus Variablilis) during drying using the principal component analysis(PCA) and artificial neural network(ANN). To reduce the multicollinearity among AE parameters such as peak amplitude, ring-down count, event duration, ring-down count divided by event duration, energy, rise time, and peak amplitude divided by rise time and to extract the significant AE parameters, correlation analysis was performed. Over 96 % of the variance of AE parameters could be accounted for by the first and second principal components. An ANN analysis was successfully used to classify the AE signals into two patterns. The ANN classifier based on PCA appeared to be a promising tool to classify the AE signals from wood drying.

Keywords : Acoustic emission, Wood drying, Surface cracking, Moisture movement, Principal component analysis, Artificial neural network.

1. 서 론

음향방출(Acoustic emission, AE)이란 고체 내에 국부적으로 형성되었던 변형 에너지가 급격히 방출될 때 발생되는 탄성 응력파(elastic stress wave)로 정의되며, 그 발생원으로는 금속의 경우 전위, 전위의 이동, 결함의 성장, 슬립, 쌍정(twinning), 입자 경계면 미끄러짐(grain boundary sliding) 등을 들 수 있으며, 복합재료의 경우에는 균열, 박리, 섬유 파단 등을 들 수 있다. 그 외 누출, 캐비테이션, 마찰, 자구의 재정렬 및 성장, 상변태, 용융 및 응고 등을 들 수 있다. 이러한 음향방출에 대한 학문적, 체계적 연구는 음향방출 신호를 측정하고 응력 하에서 재료의 변형과 음향방출을 연관지어 설명한 Joseph Kaiser에 의해 시작되었다(Kaiser, 1950). 이후 AE 센서와 전자 기술의 발전에 힘입어 재료 내부의 미시적 변형이나 파괴현상 원인 규명, 대형 산업구조물의 건전성 시험, 발전설비나 항공기 등의 안전성 검사 등과 같이 다양하게 응용되어 왔다. 특히 음향방출은 재료 내의 결함 발생이나 성장 등에 대한 정보를 얻는데 매우 획기적인 도구로 대부분의 응용이 설비의 안전성 진단과 같은 비파괴 시험법의 하나로 자리매김 해왔으며, 상시감시 기술의 핵심 요소로 인식되고 있다. 비파괴 시험의 관점에서 볼 때 음향방출기술이 다른 기술과 다른 점은 초음파나 방사선과 같이 외부에서 에너지를 주입하여 그 반응을 측정하는 것이 아니라 수동적인 관점에서 신호를 측정한다는 점이다. 즉, 자체적인 물리현상으로부터 방출되는 신호를 수신하기 때문에 다른 비파괴 시험법이 시험체에 존재하는 정적인 불연속을 검출하는 데 반해 진행 중에 있는 동적인 현상을 관찰하는 것으로서 균열과 같은 거시적 불연속이 아니더라도 결함발생의 징후를 사전에 알 수 있다는 것이다.

최근 AE 기술을 목재 건조에 활용하기 위한 연구가 많이 시도되고 있다. 목재 건조시 급속한 열원에 노출되게 되면 목재 표면과 내부의 급격한 온도차에 따라 목재

This paper was submitted for publication in April 2004; reviewed and approved for publication by the editorial board of KSAM in June 2004. The authors are Ki-Bok Kim, senior researcher, Human Life Measurement Group, Center for Environment & Safety Measurement, Korea Research Institute of Standards and Science (KRISS), Daejeon, Korea, Ho-Yang Kang, Professor, Dept. of Forest Products Engineering, Chungnam National University, Daejeon, Korea, and Dong-Jin Yoon, and Man-Yong Choi, principal researchers, Center for Environment & Safety Measurement, KRISS, Daejeon, Korea.
The corresponding author is Ki-Bok Kim, senior researcher, Human Life Measurement Group, Center for Environment & Safety Measurement, Korea Research Institute of Standards and Science, Daejeon, 305-340, Korea. E-mail : < kimkibok@kriss.re.kr >

표면에서의 인장응력과 내부의 압축응력이 발생하게 되며 이에 따라 음향방출(AE)이 발생하게 된다. 이러한 목재 건조 중에 발생하는 AE를 이용하여 건조 과정을 제어하기 위한 연구가 많은 연구자들에 의해 수행되어 왔다(Noguchi et al., 1980a; Noguchi et al., 1980b; Skaar et al., 1980; Honycutt, et al., 1985; Ogino et al., 1986; Lee et al., 1995; Breese, et al., 1995). 보통 목재 건조 과정 중 발생하는 AE 신호들은 목재 밀도, 섬유 길이, 수분 함량, 온도 등에 따라 AE 발생빈도, 크기와 주파수 등에 영향을 받게 된다(Brooker 1992; Krug, et al., 1995). 따라서 AE를 이용하여 목재 건조과정을 제어하기 위해서는 건조과정 중에 발생하는 AE 신호원을 구분하고 분류해야 한다.

음향방출 기술을 적용하는데 있어서 가장 큰 기술적인 어려움은 원하지 않는 외부잡음으로부터 의미있는 신호를 분리하거나 분류하는 문제이다. 이러한 AE신호 분류기법 및 적용과 관련하여 신호처리 및 형상인식 기법이 많이 연구되어 왔다(Anastasopoulos and Philippidis, 1995; Kwon and Ono, 1990; Ono and Wu, 1996). 분류문제에 있어서 AE 신호로부터 특징들을 추출하고 분석하여 분류하기 위한 기법으로서 무감독 학습에 의한 군집분석(Anastasopoulos and Philippidis, 1995), 선형판별함수 등 비교적 간단한 통계적 분류기법을 적용한 연구가 수행되었으며(Kwon and Ono, 1990), 여러 가지 분류기들 중 신경회로망을 이용한 분류기의 인식율(recognition rate)이 가장 양호한 결과를 나타내는 것으로 보고되고 있다(Ono and Wu, 1996; 김 등, 2002).

목재 건조 중에 발생하는 다양한 AE 신호를 분석하기 위한 연구가 일부 연구자들에 의해 수행되고 있으며, Lee 등(1995)은 군집 분석과 정준 판별 분석방법을 이용하여 목재 인장시험시 발생하는 AE 신호를 분류하기 위한 연구를 수행하였다. 또한 강과 김(2003)은 목재 건조 중 발생하는 할열과 수분이동에 의한 AE 신호를 분류하기 위하여 주성분분석 기법을 적용한 바 있다.

본 연구에서는 AE 신호처리 기법에 많이 사용되는 주성분 분석 기법과 인공신경망을 조합하여 목재 건조시 발생하는 AE 신호를 분류하기 위하여 수행되었다.

2. 주성분 분석 및 AE 신호 분류

가. 주성분 분석

주성분 분석을 수행하기 위해서는 AE 파라미터를 $M \times N$의 데이터 행렬 X로 구성한다. 여기서, M은 AE 파라미터의 개수이고 N은 각 파라미터에서의 데이터 개수이다. 그 다음 행렬 X를 열을 기준으로 정규화한 후에 X의 공분산 행렬을 계산한다. 공분산 행렬의 고유값(eigen value)과 고유 벡터(eigen vector)를 계산한 다음 각 고유벡터와 AE 파라미터의 내적을 구한다. 여기서 고유값이 가장 큰 고유 벡터에 내적한 주성분의 값들을 제 1 주성분, 두 번째로 큰 고유값의 고유 벡터에 대한 주성분의 값들을 제 2 주성분이라 부른다. 총 M 개의 주성분까지 계산할 수 있으며, 각 고유 벡터의 방향은 데이터 행렬의 M 차원 공간상에서 변이를 직교화된 방향으로 분해한 방향을 의미한다. 따라서 주성분 분석을 통해 각 AE 파라미터 사이에 존재하는 변수들 간의 공선성을 제거할 수 있다(Sharaf, et. al., 1986).

나. AE 신호분류를 위한 인공신경망

신경회로망은 입력과 출력과의 선형/비선형 관계를 모형화할 수 있는 범용 함수로서 각 노드간의 연결로 이루어진 퍼셉트론의 단층 또는 다층 구조로 이루어지며 데이터의 학습을 통해서 각 층의 노드와 연결 강도를 결정하고 연결 강도를 통해서 입력과 출력 관계를 기억하게 된다. AE 신호 분류문제에 이러한 신경회로망 기법이 많이 적용되어 왔다(Ono and Wu, 1996, 김 등, 2003).

본 논문에서는 목재 건조에서 발생하는 AE 신호를 분류하기 위하여 오류역전파 알고리즘을 적용한 인공신경망을 구성하였으며 그림 1과 같은 입력층, 은닉층, 출력층의 기본적인 구조로 구성하였다(Hertz et. al., 1991).

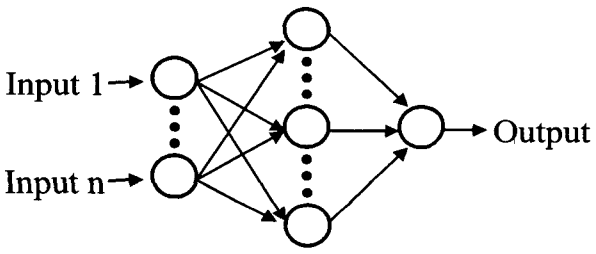

Fig. 1 Artificial neural network.

3. 재료 및 방법

가. 공시재료 및 AE 실험장치

본 연구에서의 공시재료와 실험 장치는 본 연구자에 의해 수행되었던 이전 연구에서의 재료와 장치를 그대로 사용하였으며 (강과 김, 2003) 논문의 연속성을 위하여

다시 간략하게 언급하면 다음과 같다. 공시재료로는 건조 중 할열이 쉽게 발생하는 참나무 판목 판재를 선택하였다. 먼저 자연상태로 건조되어 함수율이 충분히 낮고 결함이 없는 판재에 수분을 흡습시켜 함수율이 60~70 %인 시편을 만들었다. 시편 크기는 건조실의 크기를 고려하여 18×18 cm^2, 두께는 3 cm로 하였으며, 시편의 건조 중 발생하는 음향방출 신호를 획득하기 위하여 그림 2에서 보는바와 같은 실험장치를 구성하였다. 판재 표면의 중심선을 따라 4개 지점에 100~900 kHz의 광대역 AE 센서(SE900, DECI 사, 미국)를 각각 부착하였으며 센서가 부착된 판재를 건조실 내부에 위치시킨 후 20dB의 프리앰프와 센서를 연결하였다. AE 신호는 상용 AE 장비(ANSY4, Vallen system사, 미국)와 디지털 오실로스코프(PM3384B, FLUKE, 미국)를 사용하여 측정하였다. 이때, AE 장비에서 내장 앰프는 34 dB, 문턱값은 50.1 dB로 설정하였다. 측정된 AE 신호로부터 얻을 수 있는 AE 파라미터들은 표 1에서 보는 바와 같다.

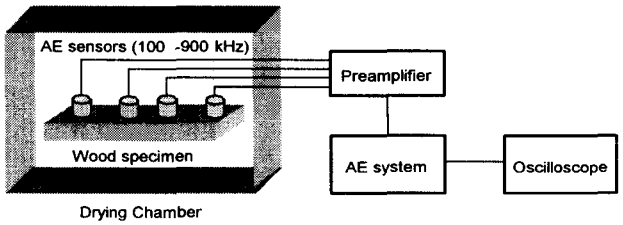

Fig. 2 AE measurement system during wood drying.

Table 1 AE parameters extracted from AE signals

AE parameters	Meaning
PA	peak amplitude (dB)
RC	ring-down count
ED	event duration (μs)
FR	frequency (RC/ED)
EN	energy (dB)
RT	rise time (μs)
AR	peak amplitude/rise time (dB/μs)

나. AE 파라미터 분석

목재 건조실험은 목재 건조에 따른 수분이동에 의한 AE 신호와 표면할열에 의한 AE를 얻기 위하여 2 가지 건조과정을 수행하였다. 목재 건조는 상온조건에서 수행하였는데 충분히 흡습된 시편을 상온에 장시간 방치하여 둠으로써 목재 시편과 주위환경이 평형을 유지하게 됨으로써 건조가 이루어지게 하였다. 이것은 목재 건조를 위하여 인위적으로 열풍을 가할 때 발생할 수 있는 열응력에 의한 AE의 발생을 방지하기 위함이었다. 따라서 상온조건에서 시편을 장시간 방치하면서 수시로 표면 상태를 조사하면서 AE 신호를 획득하였다. 상온 건조시작 후 약 21.8 시간 동안 표면에 균열이 발생하지 않은 것으로 관찰되었기 때문에 이 시간까지 획득한 AE 신호를 목재 내 수분이동에 의한 신호로 하였다. 한편 시편 표면에 균열이 발생하기 시작한 시점은 목재 내 수분이동이 끝나는 시간(21.8 시간)이며 이후 약 26 시간까지 표면할열에 의한 AE 신호를 측정하였다.

목재 건조 중 수분이동에 의한 1,000개의 AE data set와 표면할열에 의해 발생하는 1,000개의 AE data set를 얻은 다음 수분이동에 의한 500개의 data set와 표면할열에 의한 500개의 data set를 이용하여 AE 신호를 분류하기 위한 해석 및 분류 모델을 개발한 다음 나머지 1,000개의 data set를 이용하여 분석결과를 검증하였다. 상용 AE 장비에서 측정된 AE 신호로부터 표 1에서 보는 바와 같은 7개의 AE 변수들을 이용하였으며 AE 신호분류를 위한 통계분석을 실시하였다.

4. 결과 및 고찰

가. AE 신호 분류를 위한 파라미터 선택

분류기 설계에서 신호 또는 형상 분류를 위하여 분류에 유용한 특징 또는 파라미터를 선택해야 한다. 일반적으로 특징변수들 간에 선형종속적인 관계가 있을 경우 즉, 어떤 특징변수가 다른 특징변수들의 선형결합으로 표현되는 다중공선성이 있을 경우 적어도 한 개의 특징변수는 다른 특징변수들로 설명될 수 있으므로 특징변수로서의 역할을 할 수 없게 된다. 따라서 이러한 다중공선성 문제를 고려하지 않을 경우 통계적 결과가 매우 불안정하게 된다. 이러한 분류 및 판별분석에서 유의한 특징변수들을 선정하기 위하여 여러 가지 특징값 선택 방법들이 적용되고 있다. 본 연구에서는 분석하고자 하는 AE 파라미터의 수가 7개 정도로서 그 수가 비교적 작기 때문에 각 AE 파라미터들 간의 상관분석을 이용하여 특징 변수들을 선정하고자 하였다. 즉, 상관계수의 절대값이 1에 가까울수록 두 변수 사이의 상호 의존성이 매우 높으며 공선성이 존재함을 의미한다. 표 2에서의 분석결과를 근거로 상관계수 0.7 이상의 매우 강한 상관관계를 나타내는 PA를 제외한 6개의 변수를 특징변수로 사용하였다.

Table 2 Correlation analysis results between AE parameters

	RC	FR	EN	ED	RT	AR
PA	**0.7085**	0.5313	**0.7003**	0.3821	0.2402	- 0.0753
RC		0.2741	0.6978	0.6632	0.4495	- 0.1564
FR			0.2851	- 0.2444	- 0.0847	0.0468
EN				0.3868	0.2464	- 0.1018
ED					0.4233	- 0.094
RT						- 0.333

나. 주성분 분석을 통한 AE 신호 고찰

목재 건조시 목재 내 수분이동에 의한 음향방출 신호와 표면할열에 의한 음향방출 신호를 분석하기 위하여 주성분 분석을 실시한 결과 표 3에서 보는 바와 같다. 전체 6개의 주성분에서 제 1 주성분, 제 2 주성분이 전체 데이터 변이의 96 % 이상을 차지하는 것으로 분석되었다. 따라서 제 1 주성분 및 제 2 주성분을 이용하여 수분이동에 의한 신호와 표면할열에 의한 신호를 분석하였다.

Table 3 Eigenvalues of principal components, percentage proportion and cumulative percentage

Principal component	Eigenvalue	Percentage proportion	Cumulative percentage
1	1,163.90	94.77	94.77
2	23.17	1.89	96.66
3	19.32	1.57	98.23
4	13.89	1.13	99.36
5	4.51	0.37	99.73
6	3.36	0.27	100.00

주성분 분석 결과로부터 얻어진 고유벡터는 표 4에서 보는바와 같으며 제 1 주성분 및 제 2 주성분을 나타내는 식은 다음 식 (1) 및 (2)와 같다.

$$PC\,1 = 0.2143\,RC + 0.4059\,FR + 0.0336\,EN + 0.1132\,ED + 0.1033\,RT + 0.136\,AR \quad \cdots\cdots (1)$$

$$PC\,2 = -0.5484\,RC + 0.3071\,FR - 0.1640\,EN - 0.4157\,ED - 0.3689\,RT + 0.5186\,AR \quad \cdots\cdots (2)$$

식 (1) 및 식 (2)를 이용하여 특징값 - 특징값 선도를 그림 3와 같이 나타내어 수분이동에 의한 신호와 표면할열에 의한 신호의 구분이 가능한지를 검토하였다. 대체적으로 제 1 주성분의 값이 1.0 이상일 경우는 수분이동에 의한 신호가 많이 분포하고 1.0 이하일 경우는 표면할열에 의한 신호가 많이 분포하는 것으로 나타났다. 따라서 제 1 주성분을 기준으로 하여 목재 건조 과정에서 수분이동에 의한 음향방출 신호와 표면할열에 의한 음향방출 신호의 구분이 가능할 것으로 생각된다.

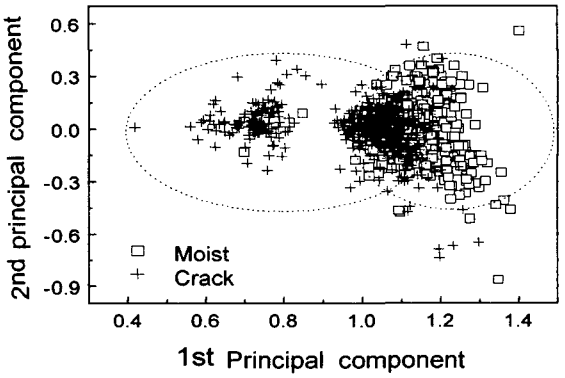

Fig. 3 Feature-feature plot for 1st principal component vs. 2nd principal component.

다. 인공신경망을 이용한 AE 신호 분류

목재 건조시 발생하는 수분이동에 의한 음향방출 신

Table 4. Eigenvectors from principal component analysis

AE parameter / Principal component	RC	FR	EN	ED	RT	AR
1	0.2143	0.4059	0.0336	0.1132	0.1033	0.136
2	- 0.5484	0.3071	- 0.164	- 0.4157	- 0.3689	0.5186
3	0.3235	0.806	0.1582	- 0.1143	- 0.0123	- 0.1731
4	0.4106	- 0.0935	0.1342	0.3311	- 0.005	0.8007
5	0.2127	- 0.0952	0.165	0.1643	- 0.9187	- 0.1[illegible]
6	- 0.3048	0.2574	- 0.51	0.7496	- 0.0524	[illegible]94

호와 표면할열에 의해 발생하는 음향방출 신호를 분류하기 위한 인공신경망의 구성은 학습 회수 및 속도, 수렴속도, 출력결과 등을 고려하여 은닉층이 하나인 구조로 하였으며 은닉층의 노드 수는 8개로 하였다. 입력층의 입력패턴으로서 6개의 AE 파라미터를 모두 이용하는 방법과 2개의 주성분을 이용하는 2가지 방법을 이용하여 각각의 경우에서 분류기의 성능을 비교하였다. 한편, 출력층의 노드 수는 표면할열과 수분이동의 2개의 노드 수를 가진다. 신경망 학습시 학습회수는 50,000번, 오차의 목표값은 10e-5, 학습율은 0.1, 모멘텀은 0.95, 각 층간의 전달함수는 sigmoid 함수를 사용하였으며 MATLAB (Version 5.1, MatWorks 사, 미국)을 이용하여 분류기를 구현하였다.

인공신경망 분류기로서 전체 AE 파라미터를 모두 입력변수로 사용하는 경우와 AE 파라미터에 대한 2개 주성분을 입력변수로 사용하는 2개의 인공신경망 분류기를 구성하여 각 분류기의 분류성능을 비교하였다. 각 인공신경망 분류기에 대한 학습 및 검증결과는 표 5 및 6에서 보는바와 같다. 전체 AE 파라미터를 분류기의 입력으로 사용하였을 경우 학습에 의한 평균 분류율은 89.2%, 학습에 사용되지 않은 데이터로 검증한 결과 분류율은 81.0%로 나타내었다. 반면, AE 파라미터에 대한 2개 주성분을 입력으로 할 경우 표 6에서 보는 바와 같이 학습에 의한 평균 분류율은 92.7%, 미학습 데이터로 검증한 결과는 87.4%로 나타나 전반적으로 전체 AE 파라미터를 입력변수로 사용했을 경우 보다 양호한 분류성능을 나타내었다.

Table 5 Results of classification analysis between moisture transfer and surface cracking by classifier based on artificial neural network using whole AE parameters(values in parenthesis are for validation)

Class	Moist	Crack	Recognition Rate (%)
Moist	458(396)	42(104)	91.6(79.2)
Crack	66(83)	434(417)	86.8(83.4)
Total recognition rate (%)			89.2(81.3)

Table 6. Results of classification analysis between moisture transfer and surface cracking by classifier based on artificial neural network using the first and second principal components(values in parenthesis are for validation)

Class	Moist	Crack	Recognition Rate (%)
Moist	471(448)	29(52)	94.2(89.6)
Crack	44(74)	456(426)	91.2(85.2)
Total recognition rate (%)			92.7(87.4)

이상의 결과로 미루어볼 때 인공신경망의 입력변수로서 개별 특징 변수들을 모두 사용하는 것보다 서로 직교하게 되는 주성분으로 차원을 축소하여 입력하는 것이 바람직할 것으로 판단된다. 즉, 분류를 위한 변수선택절차에 의해 적절한 특징변수들을 선택한다 하더라도 AE 신호의 경우 이러한 특징변수들이 모두 동일한 하나의 파형에서 얻어지게 되므로 정도의 차이는 있지만 변수들 간에 선형 종속적인 관계가 여전히 존재할 가능성이 높을 것으로 사료된다. 이러한 경우 주성분 분석을 함으로써 변수들 간에 내재해 있는 다중공선성의 영향을 감소시킬 수 있는 서로 직교하는 입력변수들로 변환된다. 따라서 통계적으로 완전히 독립적인 새로운 특징변수들이 인공신경망 분류기에 입력되게 되므로 분류성능이 향상되는 것으로 판단된다.

5. 요약 및 결론

본 연구는 목재 건조 중 발생하는 음향방출 신호를 이용하여 목재 내 수분이동에 의한 신호와 표면할열에 의한 신호를 해석하고 분류하기 위하여 주성분 분석과 신경회로망 기법을 적용하였다. 주요 연구결과를 요약하면 다음과 같다.

(1) 주성분 분석결과 AE 파라미터의 제 1 및 제 2 주성분만으로도 목재 건조시 발생하는 수분이동과 표면할열에 대한 AE 신호의 변이를 96% 이상 설명할 수 있는 것으로 분석되었다.

(2) 제 1 주성분과 제 2 주성분을 이용하여 특징값-특징값 선도를 분석한 결과 수분이동에 의한 AE 신호는 제 1 주성분 값이 1.0 이상인 영역에 많이 분포하였으며 따라서 제 1 주성분을 기준으로 하여 AE 신호의 구분이 가능할 것으로 분석되었다.

(3) 인공신경망을 이용하여 수분이동과 표면할열 신호를 분류할 수 있는 분류기를 개발하고 평가한 결과 분류기의 입력변수로서 2개의 주성분을 이용할 경우 전체 AE 파라미터를 입력변수로 사용한 경우보다 분류성능이 향상되었다.

참 고 문 헌

1. Anastasopoulos, A. A. and T. P. Philippidis. 1995.

Clustering Methodology for the Evaluation of Acoustic Emission from Composites, Journal of Acoustic Emission, 13(1/2):11-22.

2. Booker, J. D. 1992. Acoustic emission related to instantaneous strain in Tasmanian eucalypt timber during seasoning. Wood Science and Technology, 28:249-259.
3. Breese, M. C., S. Zhao and G. McLeod. 1995. The use of acoustic emissions and steaming to reduce checking during the drying of European oak, Holz als Roh und Werkstoff, 53(6):393-396.
4. Hertz, J., A. Krogh and R. G. Palmer. 1991. Introduction to the theory of neural computation. Addison-Wesley Publishing Company, USA.
5. Honeycutt, R. M., C. Skaar and W. Simpson. 1985. Use of acoustic emission to control drying rate of red oak. Forest Products Journal, 35(1):48-50.
6. Kaiser, J. 1950. Untersuchungen uber das aufreten von gerauschen beim zugversuch(An investigation into the occurrence of noises in tensile tests). Ph.D. thesis, Technische Hochschule, Munich.
7. Krug, D., S. Tobisch, R. Emmler and K. Froehlich. 1995. The use of certain parameters of the acoustic emission analysis for the control of wood drying processes. Holz als Roh und Werkstoff, 53(4):253-256.
8. Kwon, O. Y. and K. Ono. 1990. Acoustic Emission Characterization of the Deformation and Fracture of an SiC-Reinforced, Aluminum Matrix Composite. Journal of Acoustic Emission, 9(2):123-129.
9. Lee, S. H., S. Quarles and A. Schniewind. 1995. Wood fracture, acoustic emission, and the drying process. Part 2. Acoustic emission associated with fracture. Wood Science and Technology, 30:283-292.
10. Noguchi, M., Y. Kagawa and J. Katagiri. 1980a. Detection of acoustic emissions during hardwood drying. Mokuzai Gakkaishi, 26(9):637-647.
11. Noguchi, M., S. Okomura and S. Kawamoto. 1980b. Characteristics of acoustic emission during wood drying. Mokuzai Gakkaishi. 31(3):171-175.
12. Ogino, S., K. Kaino and M. Suzuki. 1986. Prediction of lumber checking during drying by means of acoustic emission technique. Journal of Acoustic Emission, 5(2):61-65.
13. Ono, K. and J. Wu. 1996. Pattern Recognition Analysis of Acoustic Emission from Fatigue of 2024-T4 Aluminum. Progress in Acoustic Emission: 237-242.
14. Sharaf, M. A., D. L. Illman and B. R. Kowalski. 1986. Chemometrics, John Wiley & Sons, New York.
15. Skaar, C., W. Simpson and R. Honeycutt. 1980. Use of acoustic emissions to identify high levels of stress during oak lumber drying. Forest Products Journal, 30(2):21-22.
16. Kang, H. Y. and K. B. Kim. 2003. Analysis and classification of acoustic emission signals during wood drying using the principal component analysis, J. of the Korean Society for Nondestructive Testing 23(3):254-262.(In Korean)
17. Kim, K. B., D. J. Yoon, J. C. Jeong and S. S. Lee. 2002. Classification of acoustic emission signals for fatigue crack opening and closure by artificial neural network based on principal component analysis, Jo of the Korean Society for Nondesturctive Testing 22(5):532-538.(In Korean)