

음원을 이용한 멀티미디어 휴대용 단말장치 판별[†]

(Hand-held Multimedia Device Identification Based on
Audio Source)

이명환¹⁾, 장태웅²⁾, 문창배³⁾, 김병만⁴⁾, 오득환⁵⁾

(Myung Hwan Lee, Tae Ung Jang, Chang Bae Moon, Byeong Man Kim,
and Duk-Hwan Oh)

요약 다양한 오디오 편집 기술이 개발됨으로써 오디오 데이터의 변경이 보다 쉬워지고 그 결과로 위변조 같은 다양한 사회 문제가 발생하고 있다. 현재 이런 문제를 해결하기 위해 디지털 포렌식 기술이 활발히 연구되어지고 있다. 본 논문에서는 이러한 디지털 포렌식 기술 중의 하나로 모바일 기기를 판별하는 방법을 제안하였다. 제안 방법에서는 사람에게서는 들리지 않지만 기기의 디자인과 IC로부터 발생하는 노이즈 특징을 이용한다. 위너필터를 사용하여 기기의 노이즈 음을 추출하고 MIRtoolbox를 이용하여 특징들을 추출한 후 이를 다층 신경망에 학습시켜 기기를 판별한다. 총 6개의 모바일 기기를 사용하였으며 5-fold test를 통하여 99.9%의 판별 성능을 보였다. 또한 UCC 사이트에 업로드 된 데이터에서도 노이즈 음을 통한 판별이 가능한지 실험을 진행하였으며 99.8%의 판별 성능을 보였다.

핵심주제어 : 디지털 포렌식, 위너 필터, 기기 판별, 다층 신경망

Abstract Thanks to the development of diverse audio editing Technology, audio file can be easily revised. As a result, diverse social problems like forgery may be caused. Digital forensic technology is actively studied to solve these problems. In this paper, a hand-held device identification method, an area of digital forensic technology is proposed. It uses the noise features of devices caused by the design and the integrated circuit of each device but cannot be identified by the audience. Wiener filter is used to get the noise sounds of devices and their acoustic features are extracted via MIRtoolbox and then they are trained by multi-layer neural network. To evaluate the proposed method, we use 5-fold cross-validation for the recorded data collected from 6 mobile devices. The experiments show the performance 99.9%. We also perform some experiments to observe the noise features of mobile devices are still useful after the data are uploaded to UCC. The experiments show the performance of 99.8% for UCC data.

Key Words : Digital Forensic, Wiener Filter, Device Identification, Neural Network

[†] 이 연구는 금오공과대학교학술연구비에 의하여 지원된 논문
임

1) 금오공과대학교 소프트웨어공학과, 제1저자

2) 금오공과대학교 소프트웨어공학과, 제2저자

3) 금오공과대학교 소프트웨어공학과, 제3저자

4) 금오공과대학교 소프트웨어공학과, 제4저자

5) 금오공과대학교 소프트웨어공학과,

교신저자(dhoh@kumoh.ac.kr)

1. 서론

컴퓨터와 인터넷은 인간의 생활을 놀라울 정도로 변화시켜 왔다. 특히 우리나라는 초고속 인터넷 보급률이 세계 1, 2위를 다툰 정도로 정보화에 앞선 국가로 실제 생활에서 이루어지는 대부분의 것들이 사이버공간에서 이루어질 정도이다. 하지만 그에 대한 부작용도 만만치 않아서 과거에는 없었던 인터넷을 대상으로 한 새로운 범죄행위들이 끊임없이 등장하고 있다[1].

인터넷과 컴퓨터의 발달로 범죄에 대한 단서가 대부분 디지털 형태로 저장되어 있는 특성으로 인해 삭제, 변경 등에 취약하다. 디지털 데이터에서 법적 증거력 있는 디지털 증거를 추출하기 위해서는 전문적이고 논리적인 절차와 방법을 따라야 한다. 이러한 일련의 과정과 원칙 등을 포괄하여 디지털 포렌식이라 한다[2]. 디지털 포렌식은 정보기기에 내장된 디지털 자료를 근거로 삼아 그 정보기기를 매개체로 하여 발생한 어떤 행위에 사실 관계를 규명하고 증명하는 신규 보안서비스 분야이다.

본 논문에서는 기기 판별을 위해 수집한 기기들의 데이터를 워너 필터[3, 4]와 MIRtoolbox [5]를 이용하여 기기들의 노이즈 특징을 추출하고 이를 다층 신경망[6]을 사용하여 판별 모델을 구축하였다. 제안 방법의 유용성을 검증하기 위해 6가지의 모바일기기를 대상으로 실험하였다. 또한 실생활에서는 영상 및 음원데이터의 경우 UCC, 블로그 등과 같은 웹 공간을 통하여 파일 포맷 변경 및 복사 등이 이루어지는데 이 경우에도 기기 판별이 가능한지를 알아보기 위해 대표적인 UCC사이트인 Youtube에 업로드 후 재 다운로드 한 데이터를 대상으로 실험하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 현재 디지털 포렌식 분야의 관련연구를, 3장에서는 노이즈음의 특징 추출방식과 학습 판별 모델을 설명하고, 4장에서는 데이터 수집을 통한 다층 신경망을 이용한 실험 및 결과를, 마지막으로 5장에서는 결론에 대해 기술한다.

2. 관련연구

본 장에서는 현재 주로 사용되는 디지털 포렌식

기술들과 모바일 포렌식 기술, 증거 수집을 위한 스마트폰 포렌식 기술들을 기술하고, 영상 또는 음원을 이용한 포렌식 기술 연구를 살펴본다.

디지털 포렌식 기술은 크게 3가지로 컴퓨터, 임베디드, 네트워크 포렌식으로 나누어 볼 수 있다[7]. 컴퓨터 포렌식의 경우, 범용 컴퓨터를 대상으로 하는 반면 임베디드 포렌식은 다양한 디바이스를 대상으로 하는 포렌식이다. 그리고 네트워크 포렌식의 경우 통신에서 발생하는 포렌식이다. 본 논문에서는 Mobile 기기를 대상으로 하기 때문에 임베디드(모바일) 포렌식에 속한다.

모바일 장비는 디지털 장비 중에 이동성을 부여한 것으로, 대표적인 것은 휴대폰, PDA, 디지털 녹음기 등이 포함된다. 특히 휴대폰은 세계적으로 가장 많이 사용되는 모바일 장비이다. 다양해진 성능에 의해 모바일 장비들이 범죄에 이용되고 있으며, 각 모바일 장비들은 디지털 증거 데이터를 갖고 있다. 모바일 포렌식을 적용하기 위해 확보해야 할 디지털 증거 데이터는 휴대폰의 음성 및 SMS데이터, 음성 녹음 데이터, 디지털 카메라나 휴대폰의 사진 및 동영상 데이터, 이동저장장치에 부가된 전자 자료로 분류된다[8].

기존의 이동통신 2G, 3G 휴대폰들과 스마트폰은 휴대용 이동기기로서, 범죄에 사용되는 직간접 증거들과 관련성이 높아서, 휴대폰과 스마트폰에서 생성·저장된 디지털 증거에 대한 스마트폰 포렌식 적용에 대한 연구가 필요하다. 스마트폰은 휴대폰 보다 다양한 기능을 지원해주기 때문에 스마트폰의 사용정보에는 연락처, 통화기록, 인터넷, 메시지, 사진, 동영상 등의 많은 정보를 가지고 있으며 이러한 정보는 포렌식 수사 과정에서 사용자의 행위를 유추하는데 도움이 될 수 있다. 현재 휴대폰과 스마트폰의 디지털 증거 수집 및 분석을 위해 사용되어 지고 있는 대표적인 도구로는 아래 <표 1>과 같다[9].

디지털 포렌식 분야에서 영상 디지털 자료를 이용한 연구로 이산 웨이블릿 변환과 명암도 동시발생 행렬을 이용한 컬러 레이저 프린터 판별[10]과 워너 필터와 명암도 동시발생 행렬을 통한 컬러 레이저 프린터 판별[11]이 있다. [10]의 연구에서는 제조사마다 인쇄방법이 다르기 때문에, 출력물에 작은 차이점을 활용하여, 출력물을 스캔한 디지털 이미지에 대해 이산 웨이블릿 변환을 수행하여 계산한 고주파 영역을 추출한다. 이에 대해 명암도 동시발생 행렬을 계

산한 후에 행렬데이터의 표준편차, 첨도, 왜도, 공분산, 상관계수의 특징을 추출하였다. 학습 및 판별은 서포트 벡터 머신 분류기를 사용하였다. [11]의 연구에서는 출력물의 노이즈를 추정하여 미세한 차이를 분석하였으며, 출력물을 스캔한 이미지에 대해 위너 필터를 거쳐 노이즈를 제거한 이미지를 차감하여 노이즈를 추출하였다. 계산된 노이즈 대해 명암도 동시 발생 행렬을 계산하여 특징 값들을 추출한 뒤 이를 서포트 벡터 머신 분류기를 이용하여 학습 및 판별을 하였다.

<표 1> 스마트폰 포렌식 수사 도구

<Table 1> Smart phone forensic investigation tools

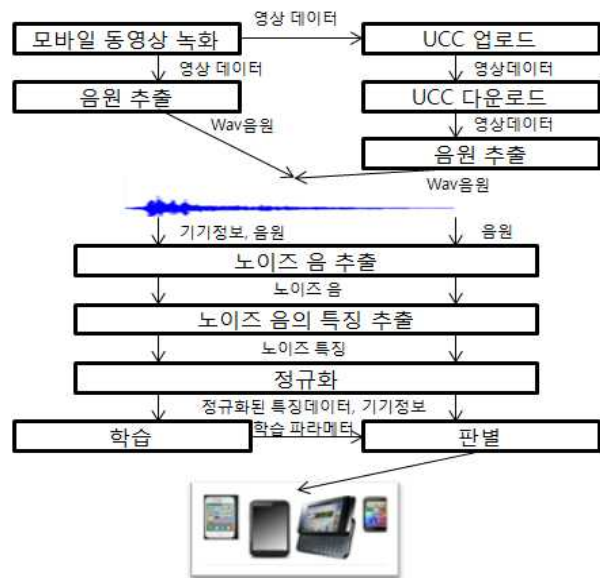
종 류	설 명
Device Seizure	시장에 나와 있는 도구 중 가장 많은 휴대폰 모델을 지원하고 있으며 수사에 필요한 다양한 정보를 수집 할 수 있다.
Oxygen Forensic Suite 2	OXYGEN SOFTWARE에서 제작하였으며, 1350개의 휴대폰을 지원하며, 심비안 운영체제에 중점을 맞추었으며, 윈도우 모바일과 RIM운영체제도 지원한다.
CellDEK	휴대폰 포렌식 도구가 하나의 하드웨어로 구성되어 있다. LCD화면을 지원하여 수집하는 정보를 바로 볼 수 있으며, 데이터 수집, 디스플레이, 분석을 할 수 있고, 현장에서 직접 휴대폰을 수집, 분석 할 수 있다. SIM 리더기가 내장 되어있고, 네트워크 차단 카드가 지원된다.
.XRY - MICRO SYSTEMATION	.XRY는 논리적인 수집을 한다. 시스템을 이용하는 나라의 언어로 리포트 출력이 가능하며, 심비안 운영체제에 대한 지원, 노키아 휴대폰에 기록된 파일에 대한 파일 시그니처 디코딩이 가능하다. 윈도우 모바일 이용기에 대한 메모리 덤프와 파일 시스템 디코딩이 가능하다

영상을 이용한 포렌식 기술에 비하여 많은 연구가 이루어지고 있지는 않지만, 음원 디지털 자료를 이용한 포렌식 기술로 마이크 및 환경 분류에 관한 실용 평가[12]와 음성 녹음을 이용한 장치 식별[13] 그리고 음원을 이용한 MP3 기기판별[14]이 있다. [12]의 연구에서는 디지털 미디어 포렌식을 위한 방법 중 오디오 steganalysis기능을 사용하여 마이크에 녹음된 디지털 오디오 샘플을 구별하기 위한 방법을 제안하였다. 44.1KHz로 샘플링된 16bit 마이크 4개로 10

군데의 객실에서 데이터를 수집하였다. 각 객실당 800개의 데이터가 구축되었다. 동일한 제조사의 동일 마이크 모델이 고려되지 않았다. 분류 기법으로는 WEKA의 K-means 클러스터링 방법을 사용하였다. [13]의 연구에서는 각 장치의 녹음된 음성 데이터를 이용하여 마이크 또는 유선전화기를 분류하는 방법을 제시하였다. 실험에서는 주파수 응답의 통계적 특성을 사용 하였다. 장치에 음성을 녹음한 후 녹음 데이터는 가우시안 혼합모델에 기초하여 GSV라고 불리는 다차원 벡터로 변환되고 이 벡터들을 서포트 벡터 머신을 통하여 학습하게 된다. 이 연구에서는 8대의 유선전화기와 8대의 마이크를 비교 실험 하였다. [14]의 연구는 본연구의 사전 연구로 MP3 기기들을 대상으로 진행하였던 것으로 주요 적용기술은 본 논문과 동일하다.

3. 음원을 이용한 멀티미디어 휴대용 단말 장치 판별 알고리즘

본 논문의 기기판별 순서는 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 모바일 기기판별 순서도

<Fig. 1> Mobile device Identification process

모바일 기기에서 동영상을 녹화하고 이 데이터를 PC

에서 직접 복사하는 방법과 UCC에 업로드 하여 다운로드 하는 방법 2가지를 이용하여 PC에 데이터를 수집한 후 사운드 데이터만을 추출한다. 그리고 추출된 사운드 데이터를 위너 필터를 이용하여 노이즈를 추출한다. 그런 다음 추출된 노이즈로부터 MIRtoolbox를 이용하여, 노이즈의 특징들을 추출한다. 최종적으로 이렇게 추출한 특징들을 다층 신경망을 이용하여 학습 및 판별한다.

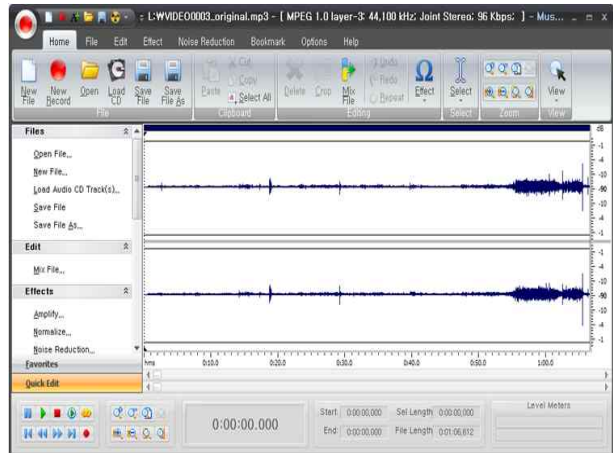
3.1 동영상 사운드 추출

사회적 분위기 변화에 따라 휴대폰으로 촬영된 데이터는 UCC 사이트에 많이 업로드 되는 추세이다. 그런데 UCC로 업로드 되는 과정 중에 여러 단계의 변환과정을 거치게 된다. 이로 인해 원본 데이터에 내재하고 있던 노이즈 특성이 사라질 우려가 있다. 이를 위해 본 논문에서는 휴대폰으로 촬영하고 이를 UCC에 업로드 후 다운로드 받은 데이터와 PC로 직접 복사하여 얻은 데이터를 이용하여 실험을 하였다.

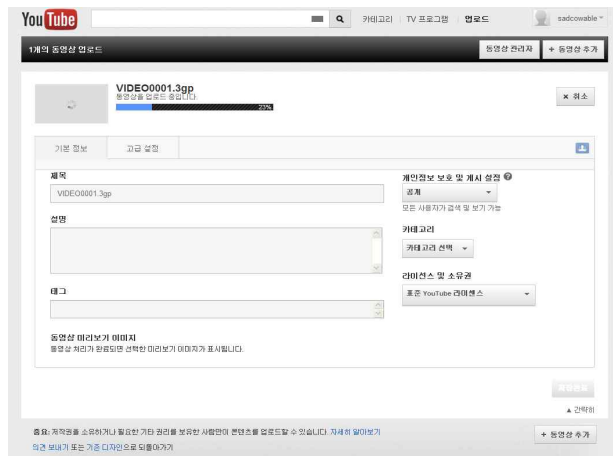
UCC 사이트를 이용하여 사운드를 추출하는 방법에서는 수집한 Mobile 데이터를 UCC 사이트에 업로드하기 위해 Wmv 변환기(Daum 팟 인코더)를 사용하여 사이트 추천 파일 형식인 Wmv파일로 포맷을 변경한 뒤 <그림 4>와 같이 UCC사이트 (Youtube)에 업로드 한다.



<그림 2> WmvFile 변환기 - Daum Pot Encoder
<Fig. 2> WmvFile Converter - Daum Pot Encoder



<그림 3> WavFile 변환기 - Music Editor Free
<Fig. 3> WavFile Converter - Music Editor Free



<그림 4> Youtube 사이트로의 업로드
<Fig. 4> Upload to Youtube

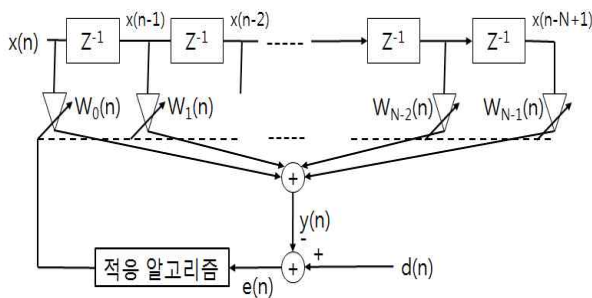
이렇게 업로드한 파일을 <그림 5>의 UCC 다운로드 (알툴바)를 이용하여 다운로드 하였고, 다운로드한 데이터는 MP3 음원 추출기(Daum 팟 인코더)를 사용하여 MP3 음원 데이터로 변경 후 다시 Wav파일 변환기(Music Editor Free)를 사용하여 MP3 파일을 Wav 파일로 포맷을 변경하였다.



<그림5> Youtube 다운로더 - 알툴바
 <Fig. 5> Youtube Downloader - AIToolBar

3.2 노이즈음 추출

기기마다 포함된 하드웨어적 구성과 설계가 다르기 때문에 기기마다 신호적 특성이 다르게 발생한다. 본 논문에서는 기기 마다 갖는 신호적 특징을 노이즈라 정의한다. 노이즈 음은 위의 3.1의 과정에서 추출된 원음에 위너 필터를 적용하여 추출한다. 위너 필터는 선형 영상 복원을 위한 가장 초기의 그리고 가장 잘 알려진 방법 중 하나로 <그림 6>과 같이 최



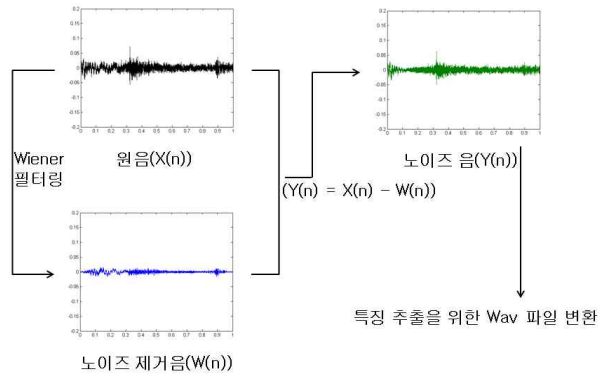
<그림 6> 위너 필터
 <Fig. 6> Wiener filter

적필터링을 위해 추정오차의 오차자승의 평균값을 최소화(MMS : minimum mean square error) 하도록 Filter의 계수값 (W_0, W_1, \dots, W_{N-1})를 선택하여 최적 필터(원하는 출력과 실제 출력과의 차의 제

곱의 합이 최소가 되는 기준) 계수 값을 얻는다[4].

여기서, $x(n)$ 는 입력 데이터, $y(n)$ 는 적응 필터 출력, $d(n)$ 는 바라는 응답, $e(n)$ 는 바라는 응답 $d(n)$ 와 적응 필터 출력 $y(n)$ 과의 오차를 나타낸다.

본 논문에서는 <그림 7>과 같이 위너 필터를 이용하여 기기 노이즈를 추출한다. 최초 원음이 입력되면 위너 필터를 사용하여 기기 노이즈를 제거한 음원을 구한 후, 원본과 노이즈 제거 음원의 차를 구하여 기기의 노이즈를 구하게 된다. 추출된 노이즈 음으로부터 MIRtoolbox를 이용하여, 노이즈 음의 특징들을 추출한다. 이렇게 추출한 특징들을 다층 신경망을 이용하여 학습 및 판별한다.



<그림 7> 위너필터를 이용한 기기 노이즈음 추출
 <Fig. 7> Process to extract noise sound by Wiener filter

<표 2>는 위너 필터를 적용한 결과이고 각각 Mobile기기 데이터의 원음, 노이즈 제거 음, 노이즈 음의 시그널의 모습이며, <표 3>은 UCC를 통해 다운로드 된 Mobile 데이터의 원음, 노이즈 제거 음, 노이즈 음의 시그널의 모습이다. 각 Mobile기기의 노이즈 음은 육안으로도 차이를 확인할 수 있으며 이 노이즈 음에서 특징을 추출하고 그 특징을 이용하여 특징기기를 판별한다. <표 2>와 <표 3>은 육안으로는 차이를 확인할 수 없지만 미세한 차이가 존재할 수 있다. 4장의 실험 결과를 참조하기 바란다.

3.3 특징 추출

본 논문에서는 [10]에서 사용한 MIRtoolbox를 사용하여 음원에서 391개의 특징을 추출하였는데 그 특

정은 아래의 <표 4>와 같다[15, 16]. 특징들은 5가지의 대분류로 나눌 수 있으며 그 특성은 다음과 같다.

- RHYTHM : 음의 강약이 반복될 때의 그 규칙적인 음의 흐름이다.
- TIMBRE : 동일한 음고와 강도를 가지는 음에 대한 음 자체의 특성을 구분할 수 있는 척도이다.
- PITCH : 음의 높낮이를 말하고, 소리의 진동수의 차이를 뜻한다.
- HARMONY : 음의 기본 주파수와 기본 주파수와 공명하는 조화음의 정도를 표현한다.
- DYNAMICS : 프레임의 에너지 상태나 소리의 크기(loudness)를 나타내는 특징을 표현한다.

<표 2> 위너 필터를 이용한 결과 (모바일 데이터)
<Table 2> Examples of noise signal (Mobile Data)

구 분	원음	노이즈 제거음	노이즈 음
HTC (Sensation Z710e)			
IPHONE (Mc603kh)			
KT (KM-S200)			
LG (LU2300)			
SAMSUNG (SHW-M250K)			
SKY (IM-A600S)			

MIRtoolbox에 의해 추출한 특징들의 경우 수치로 표현하기 힘든 NAN 값이나 특징 값이 없는 공백

(Space)이 발생하기도 한다. 또한 모든 데이터에 대해 동일한 값이 발생하는 특징도 존재한다. 이러한 특징들은 변별력이 없으므로 본 실험에서는 제외하였다.

학습 및 판별을 하기 위해 사용한 특징의 수는 Mobile기기의 경우 총 391개 중에 NAN 74개, Space 10개, UCC 그룹과의 동일 값 3개의 제거 대상 특징을 제외한 304개이고 UCC의 경우 총 391개의 특징 중에 NAN 72개, Space 10개, 동일 값 3개를 제외한 306개이다.

<표 3> 위너필터를 이용한 결과 (UCC 데이터)
<Table 3> Examples of noise signal (UCC Data)

구 분	원음	노이즈 제거음	노이즈 음
HTC (Sensation Z710e)			
IPHONE (Mc603kh)			
KT (KM-S200)			
LG (LU2300)			
SAMSUNG (SHW-M250K)			
SKY (IM-A600S)			

3.4 학습 및 판별

특징 추출 과정에서 추출한 일부 특징들의 경우 최대 최소 값의 범위가 300,000 이상인 경우가 발생하는 반면 일부 특징들의 경우 최대 최소의 범위가

<표 4> MIPtoolbox 특징 목록
<Table 4> The list of features

대분류	중분류	소분류	
DYNAMICS	RMS	mean, std, slope, period freq, period amp, period entropy	
	FLUCTUATION	mean, peakposmean, peakmagmean, spectral centroid mean	
RHYTHM	ONSET	peakposmean, peakmagmean	
	TEMPO		
	ATTACK TIME		
	ATTACK SLOPE		
	SPECTRUM		
TIMBRE	SPECTRAL CENTROID		
	SPECTRAL BRIGHTNESS		
	SPECTRAL SPREAD		
	SPECTRAL SKEWNESS		
	SPECTRAL KURTOSIS	mean, std, slope, period freq, period amp, period entropy	
	SPECTRAL ROLLOFF(95%)		
	SPECTRAL ROLLOFF(85%)		
	SPECTRAL ENTROPY		
	SPECTRAL FLATNESS		
	SPECTRAL ROUGHNESS		
	SPECTRAL IRREGULARITY		
	SPECTRAL FLUX		
	ZEROCROSS		
	SPECTRAL LOWENERGY	mean	
	MFCC (rank 13)		
	DMFCC (rank 13)		
	DDMFCC (rank 13)		
	PITCH	CHROMAGRAM	
		CHROMAGRAM PEAKPOS	
		CHROMAGRAM PEAKMAG	mean, std, slope, period freq, period amp, period entropy
CHROMAGRAM CENTROID			
TONALITY / HARMONY (TONAL)	KEY CLARITY		
	MODE		
	HCDF (Harmonic Change Detection Function)		

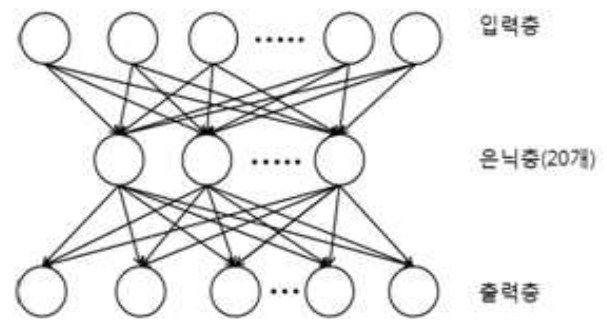
0.1이하인 특징들도 존재한다. 이러한 경우 실험에서 단위가 큰 특징 값의 영향에 따라 잘못된 결과가 나올 수 있다. 따라서 실험에 사용될 데이터 값을 정규화 시켜 단위의 차이로 인한 잘못된 학습을 하지 않도록 하였다.

본 논문에서 사용한 정규화 방법은 아래의 수식 (1)과 같고, 정규화 과정을 적용하면 특징 값의 범위가 0~1의 범위를 가진다.

$$\mu y_1^f = \frac{(y_i^f - Min^f)}{(Max^f - Min^f)} \quad (1)$$

여기서, f 는 특징을 의미하고, i 는 음원의 수를, y_i^f 는 특징 값을 의미한다. Max^f 는 $\max\{y_1^f, y_2^f, \dots, y_n^f\}$ 를 적용하여 획득한 최대 값을 의미하고, Min^f 는 $\min\{y_1^f, y_2^f, \dots, y_n^f\}$ 를 적용하여 획득한 최소 값을 의미한다.

정규화된 노이즈 특징은 다층신경망을 이용하여 학습 및 판별되어 진다. 본 논문에서 사용한 다층 신경망 구조는 <그림 8>과 같이 특징 추출 과정과 정규화 과정으로 생성한 특징들을 입력 층의 입력으로 사용하였고 출력 층은 본 논문에서 판별하기 위한 기기의 수인 6개로 구축하였다. 또한 은닉 층은 20개로 구축하였다.



<그림 8> 다층 신경망

<Fig. 8> Multilayer neural networks

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 멀티미디어 휴대용 단말 장치 중에

서 Mobile 기기 6개 (HTC(Sensation Z710e), IPHONE(Mc603kh), KT(KM-S200), LG(LU2300), SAMSUNG(SHW-M250K), SKY(IM-A600S))를 사용하였고, 이 기기들을 이용하여 동영상 데이터를 수집하였다. 각 기기별로 48분 동안 동시 촬영 및 녹음을 진행하였다.

녹음이 완료되어진 데이터를 대상으로 2가지 모집군으로 데이터를 다시 수집하였는데, 첫 번째 모집군은 6개의 모바일 기기를 대상으로 한 실험으로 수집한 데이터를 PC에 직접 연결하여 복사한 Mobile 데이터이며 두 번째 모집군은 UCC에 업로드 된 음원 데이터를 대상으로 기기를 판별이 가능한지 알아보기 위해 앞서 수집된 Mobile 데이터를 Youtube 사이트를 이용하여 업로드 후 다시 다운로드하는 방법으로 수집한 데이터이다.

수집된 동영상 데이터에서 음원(Wav 파일)만을 수집하고 이를 5초 단위로 세그먼트 하여 최종적으로 실험 데이터를 구축 하였다. 기기별 576개씩 6개기기에 대해 3,456개의 데이터를 구축하였다. 본 논문에서 사용한 신경망은 WEKA의 다층 신경망을 사용하였으며 K-fold값 5(80%학습, 20%로 판별), Hidden 20 옵션을 사용하여 실험을 진행하였다.

4.1 Mobile 데이터 다층 신경망 실험

Mobile 데이터의 다층 신경망 실험 결과는 <표 5>과 같이 HTC(Sensation Z710e)는 100%, IPHONE(Mc603kh)는 99.7%, KT(KM-S200)는 99.7%, LG(LU2300)는 100%, SAMSUNG(SHW-M250K)은 100%, SKY(IM-A600S)는 100%로 평균 99.9%의 판별률을 보이고 있다. IPHONE(Mc603kh)과 KT(KM-S200)의 경우 각각 0.3%의 오판별한 경우의 상황을 보여주고 있다. 즉, <표 5>에서 IPHONE(Mc603kh)의 음원 576개 중 2개의 음원이 KT(KM-S200)로 오판별 되었고, KT(KM-S200) 역시 2개의 음원이 IPHONE(Mc603kh)으로 오판별 되었다.

4.2 UCC 다층 신경망 실험

UCC 데이터의 다층 신경망 실험 결과는 <표 6>와 같이 HTC(Sensation Z710e)는 99.7%, IPHONE(Mc603kh)는 100%, KT(KM-S200)는 99.7%, LG(LU2300)는 99.7%, SAMSUNG(SHW-M250K)은 99.7%, SKY(IM-A600S)는 100%로 평균 99.8%의 판별률을 보이고 있으며 HTC(Sensation Z710e), KT(KM-S200), LG(LU2300), SAMSUNG(SHW-M250K) 각각이 0.3%오판별 상황을 보여주고 있다.

<표 5> 기기판별 성능 (모바일 데이터)

<Table 5> Identification performance (Mobile Data)

	HTC (Sensation Z710e)	IPHONE (Mc603kh)	KT (KM-S200)	LG (LU2300)	SAMSUNG (SHW-M250K)	SKY (IM-A600S)
HTC (Sensation Z710e)	576 (100%)	-	-	-	-	-
IPHONE (Mc603kh)	-	574 (99.7%)	2 (0.3%)	-	-	-
KT (KM-S200)	-	2 (0.3%)	574 (99.7%)	-	-	-
LG (LU2300)	-	-	-	576 (100%)	-	-
SAMSUNG (SHW-M250K)	-	-	-	-	576 (100%)	-
SKY (IM-A600S)	-	-	-	-	-	576 (100%)

즉, <표 5>에서 HTC(Sensation Z710e)의 음원 576개 중 2개의 음원이 IPHONE(Mc603kh)로 오판별 되었고, KT(KM-S200)의 경우 2개의 음원이 LG(LU2300)으로, LG(LU2300)의 경우 2개의 음원이 HTC(Sensation Z710e)으로, SAMSUNG(SHW-M250K)의 경우 2개의 음원이 LG(LU2300)로 오판별 되었다.

<표 6> 기기판별 성능 (UCC 데이터)
 <Table 6> Identification performance (UCC Data)

	HTC (Sensation Z710e)	IPHON E (Mc603 kh)	KT (KM-S2 00)	LG (LU230 0)	SAMSU NG (SHW -M250 K)	SKY (IM-A60 0S)
HTC (Sensation Z710e)	574 (99.7%)	2 (0.3%)	-	-	-	-
IPHONE (Mc603k h)	-	576 (100%)	-	-	-	-
KT (KM-S2 00)	-	-	574 (99.7%)	2 (0.3%)	-	-
LG (LU2300)	2 (0.3%)	-	-	574 (99.7%)	-	-
SAMSU NG (SHW -M250K)	-	-	-	2 (0.3%)	574 (99.7%)	-
SKY (IM-A60 0S)	-	-	-	-	-	576 (100%)

5. 결 론

본 논문에서는 멀티미디어 휴대용 단말장치 중에서 Mobile기기를 판별하는 방법을 제안하고 이의 유용성을 검증하기 위한 실험을 진행하였다. 녹음된 음원에서 위너 필터를 이용하여 기기의 노이즈 음 데이터를 얻었고, 이 데이터에 MIRtoolbox을 이용하여 391개의 특징 데이터를 추출하였다. 그리고 이 특징을 이용하여 다층 신경망으로 학습 및 판별 실험을 하였다.

다층 신경망 실험 결과 Mobile 데이터에 평균 99.9%, Mobile(UCC) 데이터에 적용하였을 때는 평균 99.8%의 성능을 보였다. 이러한 실험 결과를 보았을 때 조금의 오차를 발생시키기는 하나 Mobile기기에 UCC로 데이터를 업로드하기 위하여 포맷의 변경과 같은 작업에서도 기기가 가지고 있는 고유의 노이즈 데이터에는 큰 변화가 없음을 알 수 있다.

본 논문에서 실험한 기기의 숫자와 한정된 공간속

에서의 데이터 샘플을 통한 기기판별 결과는 우수한 성능을 나타내어 실생활에서 적용할 수 있는 가능성을 제시하고 있지만 좀 더 실생활 속에서 신뢰할 수 있는 결과를 얻기 위해서는 차후에 기기의 추가 및 음원, 실험 환경 등의 변화를 적용시켜 실험을 할 필요가 있다.

References

- [1] H. O. Won, "Beweisaufnahme, beweiskraft und gerichtszustandigkeit der internetkriminalitat, Korean Institute of Criminology, 2001
- [2] Y. H. Gil, S. K. Un, D. W. Hong, "How to Collect Correct and Reliable Digital Evidence", Digital Forensic Research, pp. 147-161, 2007.
- [3] David M. Harrison, "Wiener, version 1.2 of document", 1999.
- [4] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins, "Digital Image Processing USING MATLAB", ITC, pp.180-184, 2004.
- [5] Olivier Lartillot, Petri Toivainen, "A MATLAB FROM AUDIO", Proc. of the10th Int. Conference on Digital Audio Effects (DAFx-07), Bordeaux, France, September pp.10-15, 2007.
- [6] Remco R. Bouckaert, Eilbe Frank, "WEKA Manual for Version 3-6-5", June 28, 2011
- [7] I. R. Jeong, D. W. Hong, K. I. Chung, "Technologies and Trends of Digital Forensics", Electronics and Telecommunications Trends, Vol. 22, No. 1, pp. 97-104, 2007.
- [8] G. A. Lee, D. W. Park, Y. T. Shin, "A Study on Forensic Integrity Proof Standard a Cellular Phone Confiscation Criminal Investigation", The Journal of Korea Information and Communications Society, Vol. 33, No. 6, pp. 512-519, 2008.
- [9] J. H. Lee, W. S. Chun, "디지털 증거 수집과 분석을 위한 스마트폰 포렌식 적용 연구

”, Journal of The Korea Institute of Information Security and Cryptology, Vol. 21, No. 6, pp. 57-66, 2011.

[10] J. Y. Baek, H. S. Lee, S. G. Kong, J. H. Choi, Y. M. Yang, H. Y. Lee, “Color Laser Printer Identification through Discrete Wavelet Transform and Gray Level Co-occurrence Matrix”, The KIPS Transactions : Part C, Vol. 17, No. 3, pp. 197-206, 2010.

[11] H. Y. Lee, J. Y. Baek, S. G. Kong, H. S. Lee, J. H. Choi, “Color Laser Printer Forensics through Wiener Filter and Gray Level Co-occurrence Matrix”, Journal of KIISE : Software and Applications, Vol. 37, No. 8, pp. 591-658, 2010.

[12] Christian Kraetzer, Andrea Oermann, Jana Dittmann and Andreas Lang, “Digital Audio Forensics: A First Practical Evaluation on Microphone and Environment Classification”, MM&Sec. 07 PP.63-74, September 20-21, 2007

[13] Daniel Garcia-Romero and Carol Y. Espy-Wilson, “AUTOMATIC ACQUISITION DEVICE IDENTIFICATION FROM SPEECH RECORDINGS”, Proc. of the IEEE, pp.1806 - 1809, 2010

[14] M. H. Yi, C. B. Moon, B. M. Kim, “Device Identification Based on Audio Source”, Korea Computer Congress 2012, Vol. 39(C) No. 1, pp.224-226, 2012.

[15] Olivier Lartillot, “MIRtoolbox 1.2.4 User’s Manual”, University of Jyvaskyla, Finland, March, 18th, 2010.

[16] M. K. Song, C. B. Moon, H. S. kim, B. M. Kim, D. H. Oh, Q. L. Liu, “Performance Analysis of Automatic Music Genre Classification According to Classification systems”, Journal of KIISE : Software and Applications, Vol. 39, No. 3, pp. 236-241, 2011.



이 명 환 (Myung Hwan Lee)

- 2010년 : 금오공과대학교 컴퓨터공학부 소프트웨어공학과 (학사)
- 2012년 : 금오공과대학교 소프트웨어공학과 (석사)
- 2012년 ~ 현재 : 금오공과대학교 소프트웨어공학과 (박사과정)
- 관심분야 : 인공지능, 지능형 에이전트



장 태 응 (Tae Ung Jang)

- 2013년 : 금오공과대학교 컴퓨터공학부 소프트웨어공학과 (학사)
- 2013년 ~ 현재 : 금오공과대학교 소프트웨어공학과 (석사과정)
- 관심분야 : 인공지능, 지능형 에이전트



문 창 배 (Chang Bae Moon)

- 2007년: 금오공과대학교 컴퓨터공학과 공학사
- 2010년: 금오공과대학교 소프트웨어공학과 공학석사
- 2013년: 금오공과대학교 소프트웨어공학과 공학박사
- 관심분야 : 패턴인식, 멀티미디어처리, 감성공학, 인공지능, 지식검색



김 병 만 (Byeong Man Kim)

- 정회원
- 1987년: 서울대학교 컴퓨터공학과 공학사
- 1989년: 한국과학기술원 전산학과 공학석사
- 1992년: 한국과학기술원 전산학과 공학박사
- 1992년 ~ 현재: 금오공과대학교 교수
- 1998년 ~ 1999년: 미국 UC, Irvine 대학 방문교수
- 2005년 ~ 2006년: 미국 콜로라도 주립대학 연구교수
- 관심분야 : 인공지능, 정보검색, 정보보안



오 득 환 (Duk Hwan Oh)

- 1982년: 경북대학교 공과대학 전자공학과 공학사
- 1985년: 한국과학기술원 전산학과 공학석사
- 1994년: 한국과학기술원 전산학과 공학박사
- 1986년 ~ 현재: 금오공과대학교 교수
- 관심분야 : 인공 신경망, 임베디드 시스템, 컴퓨터 네트워크

논문 접수 일 : 2013년 08월 07일
1 차 수 정 완 료 일 : 2013년 11월 22일
2 차 수 정 완 료 일 : 2014년 01월 22일
게 재 확 정 일 : 2014년 01월 27일