

## Harmonic Line Association 기반 특징벡터 추출에 의한 드론 음향 식별 및 분류

# Drone Sound Identification and Classification by Harmonic Line Association Based Feature Vector Extraction

정형찬<sup>1</sup> · 임원호<sup>1</sup> · 하유경<sup>2</sup> · 장경희<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>인하대학교 항공산업시스템공학과

<sup>2</sup>인하대학교 전자공학과

Wonho Lim<sup>1</sup> · HyoungChan Jeong<sup>1</sup> · YuJing He<sup>2</sup> · KyungHi Chang<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Department of Aviation Industry and System Engineering, Inha University, Incheon 22212, Korea

<sup>2</sup>Department of Electronic Engineering, Inha University, Incheon 22212, Korea

### [요 약]

UAV (unmanned aerial vehicles)을 지칭하는 드론 관련 산업은 기존의 원격조종 무선모형 항공기 수준에서 벗어나 급속도로 발전하고 있으며, 현재는 자동화와 클라우드 네트워크 기술을 접목시키면서 새로운 산업으로 성장해가는 상황이다. 최근 무인 항공기의 능력은 폭발물 및 기타 위험 물질 운반 등 공공 안전에 대한 심각한 위협을 가져올 수 있으며, 불법 드론에 의한 이러한 위협을 감소시키기 위해, 음향 특징 추출 및 분류 기술에 의하여 이들 불법 드론을 탐지할 필요가 있다. 본 논문에서는 고조파 특징 추출 방법(HLA)에 의한 음향 특징벡터 추출 방법을 소개한다. HLA에 기초한 특징 벡터 추출 방법은 음향 데이터의 보다 특징적인 특성을 추출하여 무인 항공기 음향을 식별할 수 있게 한다. 실외 환경에 존재하는 음향의 식별성능을 평가하기 위해 여러 사물 및 실제 드론의 음향을 비교 분석 하였으며, 각 음원에 대한 시뮬레이션으로 드론 및 기타의 음향을 분류하였다.

### [Abstract]

Drone, which refers to unmanned aerial vehicles (UAV), industries are improving rapidly and exceeding existing level of remote controlled aircraft models. Also, they are applying automation and cloud network technology. Recently, the ability of drones can bring serious threats to public safety such as explosives and unmanned aircraft carrying hazardous materials. On the purpose of reducing these kinds of threats, it is necessary to detect these illegal drones, using acoustic feature extraction and classifying technology. In this paper, we introduce sound feature vector extraction method by harmonic feature extraction method (HLA). Feature vector extraction method based on HLA make it possible to distinguish drone sound, extracting features of sound data. In order to assess the performance of distinguishing sounds which exists in outdoor environment, we analyzed various sounds of things and real drones, and classified sounds of drone and others as simulation of each sound source.

**Key word** : Drone sound, Feature vector extraction, Classification, Harmonic line association.

<https://doi.org/10.12673/jant.2016.20.6.604>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 25 October 2016 Revised 25 November 2016

Accepted (Publication) 29 December 2016 (30 December 2016)

\*Corresponding Author; KyungHi Chang

Tel: +82-32-860-8422

E-mail: khchang@inha.ac.kr

## 1. 서론

무인 비행체(UAV)의 한 종류인 드론은 무인기 애호가 및 산업계, 무인항공 산업 투자자들의 광대한 주목을 받고 있다[1]. 드론은 상대적으로 작은 크기와 조종사 없이 비행할 수 있는 장점 때문에 농업, 사진, 그리고 다양한 공공 서비스분야에서 능력을 발휘하고 있다. 무인 비행체(UAV)는 기존의 레이더 탐지를 피해 저고도 비행을 할 수 있을 만큼 작기 때문에 화학, 생물학, 핵 공격을 실행할 수 있으며, 공공안전에 보안 위협을 초래할 수 있는 마약밀수, 국경을 넘는 불법이민자들에게도 사용되어질 수 있다. 불법 드론의 위협에 대처하기 위해 무인 항공기 모니터링을 위한 효율적인 식별 방법이 필요하다. 이러한 소형 드론 들은 기체 자체의 프로펠러로 UAV의 전형적이며, 특징적인 소리를 만들어낸다. 최근 몇 년 사이에 많은 연구가 음향특징추출과 분류 분야에서 진행되고 있으며, 그 중 드론 식별을 위한 HLA의 특징벡터 추출방법이[3]에서 소개되어 진다. 본 논문에서는 HLA 기반 특징벡터추출에 의한 드론 음향 식별 및 분류를 수행하며, 추출된 음향 특징벡터를 활용하여 실험을 진행하였으며, 제안된 방법으로 성능 구현을 하였다.

이 논문의 나머지 부분은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 각 소리의 특징들을 알아내기 위한 음향특징 벡터 추출방법을 소개하고, 3장에서는 드론 음향 식별을 위하여 STFT를 사용한 HLA 특징벡터 추출 방법을 소개한다. 4장에서는 음성추출 벡터 실험 결과를 보이고 식별 확률을 비교하며, 마지막으로 5장에서 이 논문의 결론을 낸다.

## II. 음향 특징벡터 추출

자연계의 다른 소리들로부터 드론 의 음향을 구별하기 위해서는, 소리의 음향 특징이 추출되어져야 한다. 그러므로 드론 식별을 위한 주요 방향은 각 소리의 특징 정보를 포함하고 있는 음원의 강력한 특징들을 추출하는 것이다.

### 2-1 HLA 특징벡터 추출 절차

Harmonics는 고조파 신호스펙트럼 영역의 피크 값으로 표현되며, 이러한 고조파신호의 진폭 관계는 HLA 특징 벡터로 알려진 고조파신호 성분의 특징벡터의 형태로 사용되어져 왔다 [2]. 사전 정의 된 임계치보다 크게 녹음 된 음향스펙트로그램의 로컬 최대값 을 최대스펙트럼 이라 한다. 음향스펙트럼 특징벡터 관련 고조파성분은 피크주파수 고조파 특징벡터를 형성하기 위해 함께 그룹화 된다. 음원 입력의 분류는 각각의 음향식별대상 들을 분류하기 위해 단일 고조파 특징 벡터를 가진다.

### 2-2 HLA에 의한 STFT 이용 드론 사운드 특징 벡터 추출

음원 식별 대상은 다수의 프로펠러들에 의해 생성된 강력한 고조파를 방출하는 저공비행 드론이며, 이는 HLA에 의한 고조파 신호성분들의 음향 특징벡터를 생성한다[4]. 실제로 대부분의 음향 신호들은 시간에 따라 변하는 시변신호이다. 시간영역에서 주파수스펙트럼을 얻어내기 위하여 국소푸리에변환 (STFT; short time fourier transform)을 사용한다. 스펙트로그램추출은 샘플링 되어 진 음향 윈도우를 이용하여, STFT에 의해 계산 후, 푸리에변환으로 짧은 데이터프레임 구간별로 나누어계산한다.

### 2-3 스펙트로 그램 기반의 HLA 특징벡터 추출 절차

실제로, 음향 신호의 대부분은 시변하며, 시간 - 주파수 영역에서의 스펙트로그램을 얻기 위해, 시간의 흐름에 따라 신호의 주파수가 변했을 때 특정시간대의 주파수 변화를 알 수 없으므로 국소푸리에변환(STFT)을 사용한다. 샘플링 된 사운드 시퀀스를 감안할 때, 스펙트로그램은 긴 사운드시퀀스에 짧은 다중 데이터 프레임이 동일한 길이의 윈도우함수에 의해 나뉘지며, 각각의 short 데이터 프레임은 개별적으로 푸리에 변환 된다[5].

STFT 변환식:

$$STFT\{x[n]\}(m, w) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]w[n-m] \exp(-j\omega n) \quad (1)$$

STFT 변환식 에서  $x[n]$ 은 사운드 시퀀스이며  $w[n]$ 은 윈도우 함수이다. 스펙트로그램에서 고조파추출은 각 데이터프레임의 최대치가 미리 정의 된 로컬 배경 추정 잡음 임계치보다 큰 경우 스펙트럼 피크로 표시되며, 음향입력원의 독특한 패턴인 특징벡터세트를 형성하기 위해 함께 그룹화 된다. 음향스펙트럼에서 고조파군의 확인은, 연속되는 음향에서 실시간 최적 기본 고조파를 발견한 후, 높은 고조파 군의 진폭을 고조파 특징 벡터 세트로 규정한다. 전파 거리의 영향을 최소화하기 위해, 특징 벡터는 진폭이 가장 높은 고조파의 크기에 의해 정규화 된다. 각 데이터 프레임으로부터 상기 특징벡터는 통계적 음향 특징벡터를 형성하기 위해 평균화된다. 상기처리의 블록도는 그림 1에 도시되어있다

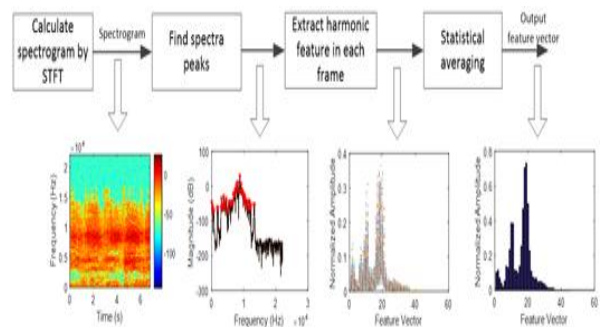


그림 1. HLA 특징벡터 추출 과정

Fig. 1. Feature vector extraction process using HLA.

### III. 푸리에변환 (FT) 과 국소푸리에변환 (STFT)

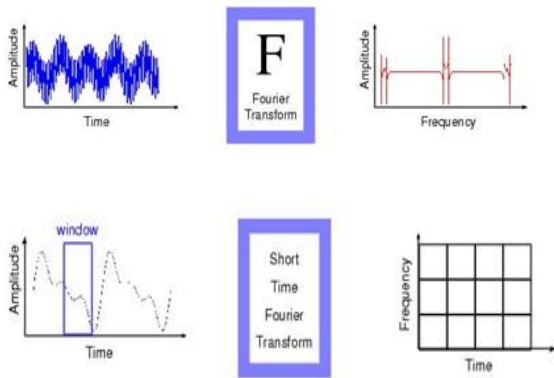


그림 2. 푸리에변환 (FT) 과 국소푸리에변환 (STFT)  
**Fig. 2.** Fourier transform (FT) and short time fourier transform (STFT).

FT(Fourier Transform)는 신호처리 및 미분방정식의 해법에 많이 사용되었으나, 그 특성상 주파수 영역에서만 신호를 분석할 수밖에 없어 신호의 시간정보와 주파수 정보를 동시에 파악할 수 없다는 단점을 가지고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 푸리에 빌딩블록에 윈도우함수라 불리는 시간에 의존하는 가중함수를 붙인 STFT(short time fourier transform)가 도입되었다. 하지만 STFT는 독립적인 윈도우함수를 기존의 푸리에 변환에 가중함수를 붙여 사용하므로 분석 영역이 시간-주파수에 대하여 항상 일정하여 시간 변화에 따라 확률적인 특성이 변하는 non-stationary signal 을 효율적으로 분석할 수 없다는 단점을 가지고 있다.

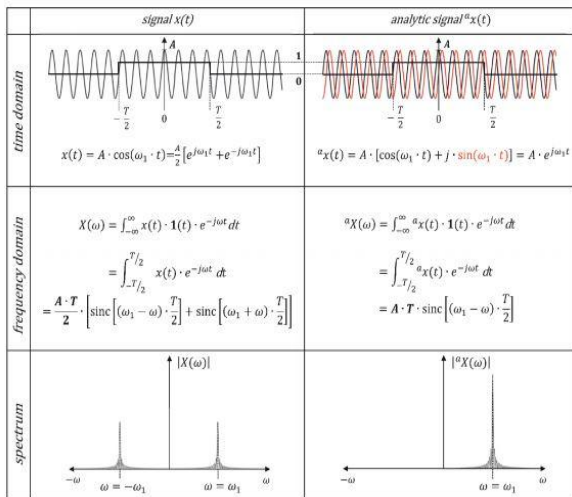


그림 3. 한 주기의 windowed cosine signal( $\phi(0) = 0$ )과 개별 corresponding analytic signal의 푸리에 변환표.  
**Fig. 3.** Fourier transform of a windowed cosine signal ( $\phi(0) = 0$ ) and of its corresponding analytic signal.

푸리에변환은 주기함수 측면에서의 신호를 나타내며 시간 신호영역과 주파수 신호영역 서로간의 도메인으로 변환이 가능한 변환식이다.

그림 3의 분석신호(analytic signal)는 푸리에 변환(FT)에 의해, 신호  $x(t)$ 는 주파수 도메인에서 표현 될 수 있다. 여기서,  $j$ 는 허수 부 이고,  $X(\omega)$ 는 신호  $x(t)$ 의 푸리에 변환이다. 신호의 절대값 ( $| \dots |$ )은  $FT | X(\omega) |$  신호의 진폭 스펙트럼이다.

$$\int e^{\pm j\omega t} dt = \frac{1}{\pm j\omega} e^{\pm j\omega t} + c \quad (c = 0) \quad (2)$$

식(2)에서 시간함수  $t$ 의 적분 변수는 윈도우 시간  $\tau$ 로 대체되며, FT는 또한 시간 윈도우함수  $\omega(t)$ 를 주파수 도메인으로 변환하는 것이 요구된다.  $\phi(t) = \omega_1 \cdot t + \phi(0)$ 인 실수 값 코사인신호  $x(t) = A \cdot \cos$ 에서 출발점 역할을 한다. 진폭  $A$ , 각 주파수  $\omega_1$  및 제로 위상  $\phi(0)$ , 즉  $t=0$ 에서의 위상은 일정한 파라미터이다.  $\phi(t)$ 항에서 각 주파수  $\omega_1 = 2\pi \cdot f_1$ 의 기울기로 시간 선형 함수인 순간 위상으로 표현되며,  $\omega$ 와  $f$ 의 모두 주파수 범위는  $-\infty < \omega < \infty$  ( $-\infty < f < \infty$ )로 정의된다. 실수 값의 코사인 신호는  $\pm \omega_1$ 에서 mirroring 된 피크 값에 의해 주파수 영역에서 표현된다.

분석신호의 FT(푸리에 변환)는 진폭이 두 배인 양의 주파수  $\omega_1$ 에서만 피크값을 나타낸다. 즉, 분석 신호는 양(+)의 주파수에 대해서만 스펙트럼 구성 요소가 있는 신호로 정의 할 수 있으며, FT(푸리에 변환)는 양(+)의 주파수에 대해서만 결과를 유도하며, 신호의 시간 윈도우처리( time windowing) 윈도우에 의해 결정되는 피크의 모양이 된다는 것이 일반화 될 수 있다. 무한대의 적분 범위인 무한 직사각형 윈도우의 경우, 진폭  $A$ 를 갖는  $\pm \omega_1$ 의 라인 만 발생한다. 직사각형 창은 sinc 함수 피크 파형을 생성하며, 가우스 시간 창을 사용함으로써, 가우시안 피크가 얻어 지는데, 이는 가우시안의 FT선형 변환 창이라 한다.

#### 3-1 음향 식별을 위한 HLA 특징벡터 추출

1단계: 각 데이터 프레임의 스펙트럼을 계산

2단계: 피크 값 검출(음원신호처리)

오디오진폭스펙트럼 최대 점들을 로컬 최대값의 위치로 이동하여, 해당 로컬 최대치가 로컬 잡음 플로어에 콘볼루션되어 임계값보다 큰 경우, 그 지점은 최대로 표시된다.

3단계: 특징 점 추출 (feature extraction)

오디오진폭 피크 값들의 고조파 관계를 결정하며, 관련 주파수의 진폭피크는 가상의 고조파 특징 벡터 세트를 형성하기 위해 함께 그룹화 되어 지며, 각각의 음원은 고유 고조파 패턴을 가질 것이다. 음원추출 고조파관계 알고리즘은 개별 검출된 오디오진폭 피크 값과 연속되는 오디오 신호진폭의 나머지 피크 값에서 기본고조파를 찾을 수 있다고 가정되어지며, 고조파군의 진폭 최고점들의 위치는 하모닉 특징벡터 군으로 볼 수 있다. 일반적으로 20-2000 Hz의 주파수 범위 내에 존재하는 항공기 고조파신

호성분의 특징을 나타낸다. 소형 민간 항공기에 대한 전형적인 기본주파수는 50 Hz로 가정한다.

4단계: 각 데이터 프레임으로부터 도출된 특징 벡터는 대상 항공기의 특징 벡터를 형성하기 위해 통계적으로 평균화된다.

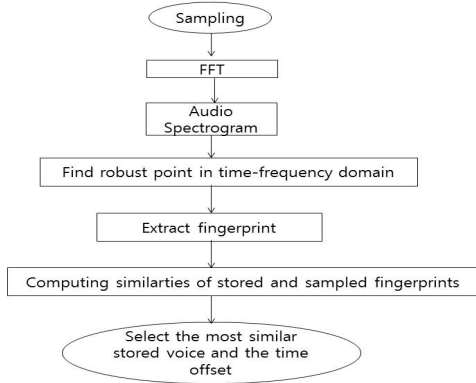


그림 4. HLA 특징벡터 추출 순서  
Fig. 4. HLA feature vector extraction flow chart.

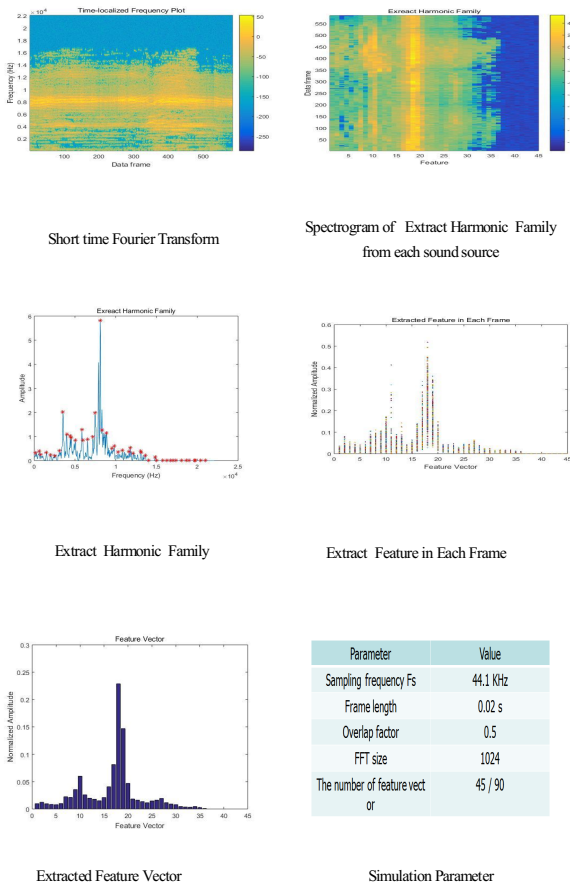


그림 5. 특징벡터 추출 STFT 시뮬레이션 결과  
Fig. 5. STFT simulation for HLA feature vector extraction.

#### IV. 실험 결과

##### 4-1 음향특징벡터별 추출 유클리디언 거리

Euclidean distance between two vector :  $X, Y \in R^N$

$$d = \sqrt{\sum (X_i - Y_i)^2} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

"유클리디언 거리" 공식은  $n$  차원의 공간에서의 두 점간의 거리 공식이다.  $X_i, Y_i$ 는 각 점들의 좌표이며, 추출된 벡터사이의 거리는 두 음향의 유사도를 나타낸다. 실제거리를 구하기 위해 사용하며 두 가지 개체의 속성 값들이 여러 개 일 경우 이들 속성 값들에 의한 두 개체 사이의 유사도를 구하여 확률이 높은 값을 인식한다. 개체 사이의 관측 값에서 각 변수는 공간상에 있는 점을 표시 하는 벡터의 한 성분이며, 두 점 사이의 거리가 연관성 있는 척도로 사용된다. 두 점이 거리상 가깝다면 대응하는 관측 값들은 유사하다고 여겨진다. 유클리디언 알고리즘은 각 변수에 입력한 값에 각각의 값을 대입해 거리를 구하는 방법이다. 유클리디언 거리 계산 방법은 유사도 알고리즘과 달리 학습 조건이 있고 계산된 결과가 가장 작은 값을 가진 데이터를 추출하는 것이다. 유클리디언 알고리즘은 학습 조건 외에는 모든 데이터를 추출하기 때문에 추출 시간과 필터링 시간이 오래 걸린다.

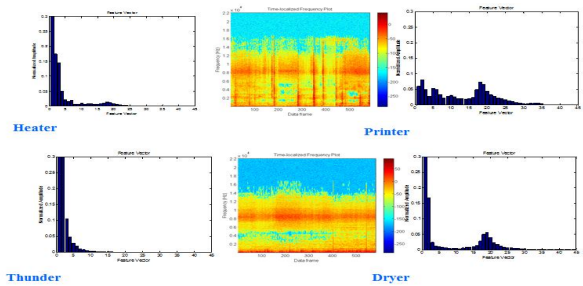


그림 6. 추출 음향의 특징벡터 스펙트럼  
FIG. 6. Spectrum of feature vector extracted sound.

표 1. 각 음원별 특징 벡터 추출 유클리디언 거리

Table 1. Euclidean distance of the feature vector extracted from each sound source.

Euclidean Distance	Drone 11_r1	Drone 12_r1	Drone 13_r2	Drone 14_r2	Drone 15_r3	Hair Dyer	Heater	Printer	Shredder 11_r1	Shredder 12_r2	Shredder 13_r3	Thunder
Drone11_r1	0	0.308	0.724	0.814	0.443	1.246	1.333	0.754	0.415	0.988	1.033	1.367
Drone12_r1	0.308	0	0.590	0.509	0.378	0.378	1.228	1.313	0.408	0.907	0.983	1.342
Drone13_r2	0.724	0.59	0	0.191	0.412	1.268	1.297	0.669	0.728	0.522	0.871	1.326
Drone14_r2	0.814	0.669	0.191	0	0.469	1.246	1.268	0.682	0.774	0.515	0.834	1.297
Drone15_r3	0.443	0.378	0.412	0	1.222	1.294	0.638	0.438	0.73	0.73	0.869	1.333

Euclidean Distance	Drone 11_r1	Drone 12_r1	Drone 13_r2	Drone 14_r2	Hair Dryer	Heater	Printer	Shredder 11_r1	Thunder
Drone11_r1	0	0.308	0.982	0.942	1.246	1.333	0.754	0.415	1.367
Drone12_r1	0.308	0	0.908	0.899	1.228	1.313	0.68	0.408	1.342
Drone13_r2	0.982	0.908	0	0.254	1.182	1.091	0.557	0.951	1.038
Drone14_r2	0.942	0.899	0.254	0	1.22	1.114	0.598	0.926	1.143

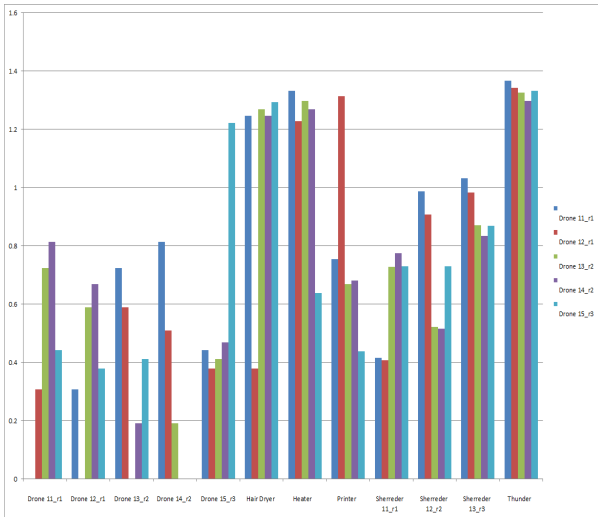


그림 7. 각 음원별 추출 특징벡터 간 유클리디언 거리  
 Fig. 7. Euclidean distance of the feature vector from each extracted sound source.

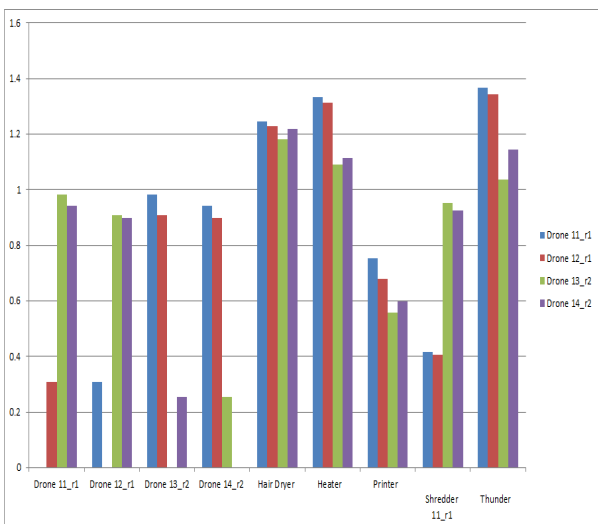


그림 8. 각 음원별 특징추출벡터 간 유클리디언 거리  
 Fig. 8. Euclidean distance of the feature vector from each extracted sound source.

표 2. HLA 이용 각 음원 특징벡터 추출 유클리디언 거리  
 Table 2. Euclidean distance of the feature vector from each extracted sound source using HLA.

Euclidean Distance	Drone 11_r1	Drone 12_r1	Drone 13_r2	Drone 14_r2	Drone 15_r3	Hair Dryer	Heater	Printer	Shredder 11_r1	Thunder
Drone11_r1	0	0.308	0.724	0.814	0.443	1.246	1.333	0.754	0.415	1.367
Drone12_r1	0.308	0	0.59	0.669	0.378	1.228	1.313	0.68	0.408	1.342
Drone13_r2	0.724	0.59	0	0.191	0.412	1.268	1.297	0.669	0.728	1.326
Drone14_r2	0.814	0.669	0.191	0	0.469	1.246	1.268	0.682	0.774	1.297
Drone15_r3	0.443	0.378	0.412	0.469	0	1.222	1.294	0.438	0.438	1.333

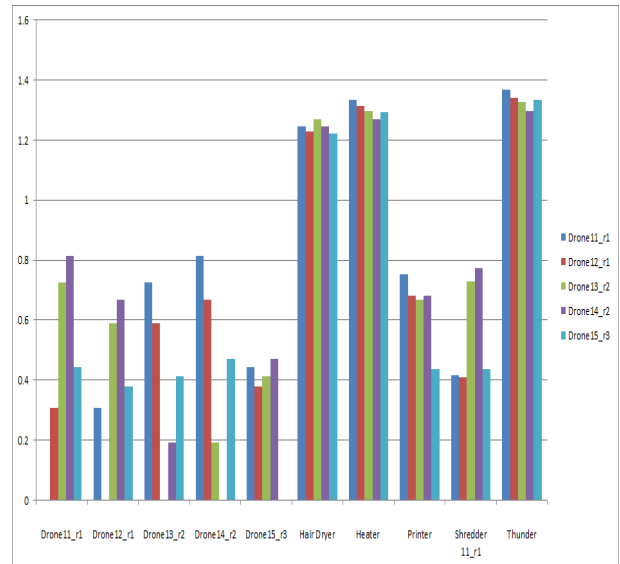


그림 9. HLA 이용 각 음원 추출 특징벡터 유클리디언 거리  
 Fig. 9. Euclidean distance of the feature vector from each extracted sound source using HLA.

4-2 피어슨 적률상관계수 (Pearson correlation coefficient)

상관분석(Correlation Analysis)은 확률론과 통계학에서 두 변수 간 선형적 관계를 갖고 있는지를 분석하는 방법이다. 두 변수는 서로 독립적인 관계로부터 서로 상관된 관계일 수 있으며, 두 변수 간 관계의 강도를 상관관계(Correlation, Correlation coefficient)라 한다. 상관분석에서는 상관관계의 정도를 나타내는 단위로 모 상관 계수  $\rho$ 를 사용한다. 상관관계의 정도를 파악하는 상관계수(Correlation coefficient)는 두 변수 간 연관된 정도를 나타낼 뿐 인과관계를 설명하는 것은 아니다. 두 변수 간 인과관 결과의 인과관계가 있는지에 대한 것은 회귀분석을 통해 인과관

계의 방향, 정도와 수학적 모델을 확인해 볼 수 있다.

피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient) 는 두 변수간의 관련성을 구하기 위해 보편적으로 이용된다. 개념은 다음과 같다.

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

r = X와 Y가 함께 변하는 정도 / X와 Y가 따로 변하는 정도이며, 결과의 해석은 다음과 같다. r 값은 X 와 Y 가 완전히 동일하면 +1, 전혀 다르면 0, 반대방향으로 완전히 동일하면 -1 을 가진다. 결정계수 (coefficient of determination) 는 r<sup>2</sup> 로 계산하며 이것은 X 로부터 Y 를 예측할 수 있는 정도를 의미한다.

일반적으로 피어슨 적률 상관계수는 다음과 같이 해석한다.

- r이 -1.0과 -0.7 사이이면, 강한 음적 선형관계,
- r이 -0.7과 -0.3 사이이면, 뚜렷한 음적 선형관계,
- r이 -0.3과 -0.1 사이이면, 약한 음적 선형관계,
- r이 -0.1과 +0.1 사이이면, 거의 무시될 수 있는 선형관계,
- r이 +0.1과 +0.3 사이이면, 약한 양적 선형관계,
- r이 +0.3과 +0.7 사이이면, 뚜렷한 양적 선형관계,
- r이 +0.7과 +1.0 사이이면, 강한 양적 선형관계

표 3. 스펙트럼 진폭 평균치의 피어슨 상관계수

Table 3. Pearson correlation coefficient of the average of spectrum amplitude.

Euclidean Distance	Drone 11_r1	Drone 12_r1	Drone 13_r2	Drone 14_r2	Drone 15_r3	Hair Dyer	Heater	Printer	Shredder 11_r1	Thunder
Drone11_r1	1	0.985	0.893	0.888	0.939	0.897	0.676	0.931	0.908	0.401
Drone12_r1	0.985	1	0.893	0.893	0.934	0.915	0.735	0.947	0.911	0.461
Drone13_r2	0.893	0.893	1	0.998	0.962	0.818	0.655	0.885	0.969	0.506
Drone14_r2	0.888	0.893	0.998	1	0.963	0.82	0.67	0.888	0.97	0.519
Drone15_r3	0.939	0.934	0.962	0.963	1	0.859	0.697	0.933	0.975	0.508

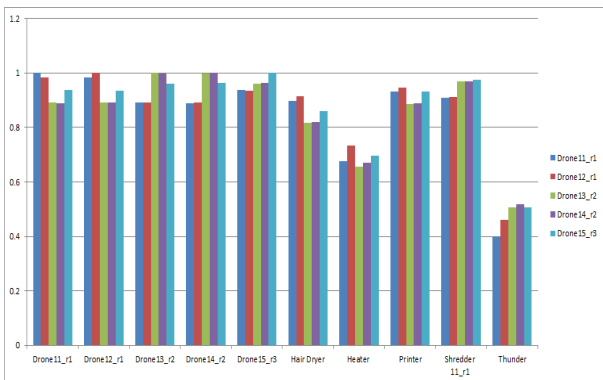


그림 10. 스펙트럼 진폭 평균치의 피어슨 상관계수

Fig. 10. Pearson correlation coefficient of the average of spectrum amplitude.

### 4-3 드론 음향식별 성능분석

HLA를 통해 추출된 드론 및 각 사물들의 특징벡터 간 유클리디언 거리를 분류 하여 표와 그래프로 표시하였으며, 각 음원사이의 거리와 음향 유사도는 청색, 녹색, 적색순서로 나타내었다. 그 결과 표 1의 유클리디언 거리 공식에 의한 거리계산 분류법은 드론 음향 식별 및 구분이 명확하지 않았으며, 음향추출 목표물에 대한 분류 효율이 좋지 않았다.

본 논문에서는 표 2의 HLA 기반 음향 추출 특징벡터 유클리디언 거리 측정방식은 무인 항공기 및 기타 음향 입력 원을 정확하게 식별, 분류 하였다. 표 3의 스펙트럼 진폭평균치의 피어슨 상관계수를 표시한 붉은 원의 문서 세단기는 드론 과 함께 높은 자기 상관 계수를 가지므로 드론음향 구별성능이 HLA 음향 추출 특징벡터 방식보다 상대적으로 부정확함을 보여준다. 그림 10은 스펙트럼 진폭 평균치의 피어슨상관계수의 음향유사도를 그래프로 나타내었다, 상기 결과에 따르면 HLA 음향 추출 특징벡터추출 측정방식의 성능은 유클리디언 거리 분류법 및 피어슨 상관계수보다 드론음향 식별 성능 면에서 우수하며 프로그램 가능하여 음향 데이터베이스 와 연동하여 드론의 식별, 분류 및 추적에 응용 되어 질수 있다. 표4는 실험에 쓰여진 드론들 (Drone11\_r1, Drone14\_r2, Drone15\_r3 ) 이다. 드론들과 비교에 사용된 헤어드라이어, 히터, 프린터, 문서 세단기, 천둥소리 등 각 사물들 고유의 소리를 녹음 하여 비교사물들의 음향 특징 점 들을 추출, 분석하였다.

표 4. 실험용 드론 제원

Table 4. Experimental Drone Specification.

Model	SYMA X5SW	BYROBOT Drone Fighter	DJI Phantom 3 Professional
Figure 1			
Size	315 x 315 x 105 mm	128 x 128 x 128 mm	290 x 290 x 185 mm
Weight	500 g	33 g	1.28 kg
Max Flight Time	5.5 minutes	5~7 minutes	23 minutes
Max control range	100 m	100 m	2 km
Camera	Effective pixels: 30 W	-	Effective pixels: 12.4 M
Operating Frequency	2.4 GHz	2.4 GHz	2.4 GHz-2.483 GHz

## V. 결 론

민간용 드론 시장의 급속한 성장으로 인해, 개인 사생활 침해 뿐만 아니라 정부, 공공기관 시설의 보안 및 안전 위협이 날로 증가하고 있으며, 불법 드론의 탐지 기술에 대한 사회적 관심이 증가하고 있다. 다양한 음향 센서와 정밀센서 네트워크 기술을 활용하여, 불법 드론을 탐지 및 식별, 구분하여 침입 장소와 위치정보 등 여러 가지 정보 사항을 관리자에게 알려주는 드론 탐지기를 설계하기 위하여 드론 비행 시 발생하는 독특한 음향 정보를 구조화하여 저장하고, 음향 DB(Data Base :데이터베이스)와 실시간 수신음향을 비교 분석하여 드론을 구분하고, 음향 DB를 업데이트함으로써, 드론의 종류 및 제조사와 무관하게 드론을 식별할 수 있어야 한다. 여러 음향에서 추출된 특징벡터를 이용하여, wavelets, SVM (support vector machine) 및 genetic algorithm (GA) 분류 기술 기반으로 드론 사운드 최적화 파라미터를 생성하여, 분류 데이터 식별 성능을 100%까지 향상 될 수 있도록 HLA + SVM, HLA+SVM with GA, Wavelet + SVM, Wavelet + SVM with GA, (HLA+ Wavelet) + SVM with GA 등 다양한 방법을 활용할 수 있다.

## 감사의 글

이 논문은 2015년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (2015R1D1A1A01057190)

## 참고 문헌

- [1] İ. Bekmezci, O. K. Sahingoz, and S. Temel, "Flying ad-hoc networks (FANET): a survey," *Ad Hoc Networks*, Vol. 11, No. 3, pp. 1254-1270, Jan. 2013.
- [2] A. Averbuch, V. A. Zheludev, and N. Rabin, "Wavelet-based acoustic detection of moving vehicles," *Multidimensional Systems and Signal Processing*, Vol. 20, No. 1, pp. 55-80, Mar. 2009.
- [3] W. Shi, B. Bishop, and G. Arabadjis, "Detecting, Tracking, and Identifying Airborne Threats with Netted Sensor Fence," in *Sensor Fusion - Foundation and Applications*, InTech[Online]. pp. 139-158, Jun. 2011. Available: <http://www.intechopen.com/books/sensor-fusion-foundation-and-applications/detecting-tracking-and-identifying-airborne-threats-with-netted-sensor-fence>
- [4] I. Patel and Y. S. Rao, "Speech recognition using hidden Markov model with MFCC-subband technique," in *Proceeding of International Conference on Recent Trends in Information, telecommunication and Computing (ITC)*, Kerala: India pp. 168-172, Mar. 2010.
- [5] X. Ouyang and M. G. Amin, "Short-time fourier transform receiver for non-stationary interference excision in direct sequence spread spectrum communications," *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 49, No. 4, pp. 851-863, Apr. 2001.



**정형찬 (HyoungChan Jeong)**

1994년 2월 : 동의대학교 전자통신공학과 (공학사)  
 2004년 8월 : 인천대학교 정보통신대학원 (공학석사)  
 2013년~현재: 인하대학교 항공산업시스템공학과 (박사과정)  
 1995년 1월~1999년 7월: 한국공항공사 제주지사  
 1999년 8월~현재: 인천국제공항공사 항행처 관제통신팀  
 ※ 관심분야 : 무인항공기, 이동통신, 마이크로파 회로해석 및 설계



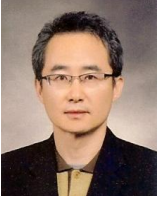
**임원호 (WonHo Lim)**

1993년 2월: 숭실대학교 전자공학과 (공학사)  
 2001년 8월: 숭실대학교 정보통신학과 (공학석사)  
 2013년~현재: 인하대학교 항공산업시스템공학과 (박사과정)  
 1982년~2009년: 한국통신 안양지사 기술부  
 2012년~현재: ㈜안세기술 철도공공사업본부 이사  
 ※ 관심분야 : 5G MC Systems, LTE-R, PS-LTE, CoMP



**하유경 (YuJing He)**

2014년 6월 : 중경우전대학교 정보통신공학과 (공학사)  
 2015년 7월 ~2016년 7월 : 인하대학교 전자공학과 교환학생 (석사과정)  
 ※ 관심분야 : 3GPP LTE-A & 5G MC Systems, Small Cell



**장 경 희 (KyungHi Chang)**

1985년2월: 연세대학교 전자공학과 (공학사)

1987년2월: 연세대학교 전자공학과 (공학석사)

1992년8월: Texas A&M Univ., EE Dept. (Ph.D.)

1989년 ~ 1990년: 삼성종합기술원 주임연구원

1992년 ~ 2003년: 한국전자통신연구원 이동통신연구소 무선전송방식연구팀장

2003년 ~ 현재: 인하대학교 전자공학과 교수

※관심분야 : 3GPP LTE-A & 5G Systems, HetNet, Public Safety & Mobile Ad-hoc Networks,  
Maritime/Underwater Communications