

# Localisation et identification acoustique de drones par mesures d’antennerie et apprentissage supervisé

Valentin BARON<sup>1-2-3</sup>, Simon BOULEY<sup>1</sup>, Matthieu MUSCHINOWSKI<sup>3</sup>, Jérôme MARS<sup>3</sup>, Barbara NICOLAS<sup>2</sup>

<sup>1</sup>MicrodB, 28 Chemin du Petit Bois, 69130 Ecully, France

<sup>2</sup>Univ Lyon, INSA-Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, UJM Saint-Etienne, CNRS, Inserm, CREATIS, UMR 5220, U1206, F-69100, Lyon, France

<sup>3</sup>Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble-INP\*, GIPSA-Lab, 38000 Grenoble, France

valentin.baron@microdb.fr

**Résumé** – Le développement des drones et les menaces qu’ils représentent pour les sites sensibles rendent critiques leur localisation et identification. Plusieurs modalités sont disponibles pour traiter ce problème comme l’imagerie optique ou radar, la détection de communications radio-fréquence ou encore l’acoustique. C’est sur cette dernière modalité que ce travail se base en utilisant l’antennerie acoustique combinée à l’apprentissage supervisé pour respectivement localiser une source de bruit puis l’identifier comme étant un drone ou non en la catégorisant selon deux classes *Drone* ou *Bruit*. Cette contribution présente la méthodologie développée pour les étapes de localisation et d’identification. La création de la base de données, constituée en intérieur dans des conditions contrôlées, est décrite, puis des résultats de localisation et d’identification sont discutés. Une erreur moyenne de  $3,7^\circ$  est obtenue en élévation sur une trajectoire représentative et une précision de 99,5 % est atteinte en identification *Drone* contre *Bruit*.

**Abstract** – Both drone development and threats they represent for sensitive areas make their localization and identification critical. Several modalities are available to cope with this problem as optic or radar imagery, radio-frequency communications detection or acoustics. This work is based on this last one using acoustic array signal processing combined with supervised learning to localize a noise source and then identify it as a drone categorizing it among two classes *Drone* or *Noise*, respectively. This contribution presents the developed methodology for the localization and identification steps. The database creation, produced in monitored and indoor conditions, is described, then localization and identification results are shown. A  $3.7^\circ$  elevation angle average error is obtained on a representative trajectory and a 99,5 % precision is achieved for the identification *Drone* against *Noise*.

## 1 Introduction

Comme le montrent des exemples récents de survols d’aéroports ou de sites sensibles, la détection de drones, jusqu’à récemment essentiellement étudiée pour des applications militaires, devient un enjeu civil important. Il est ainsi nécessaire de développer des solutions robustes, fiables et peu onéreuses pour localiser et identifier ces drones. Plusieurs modalités sont alors envisageables. La détection par vidéo est possible mais rapidement limitée par les conditions expérimentales particulières [14]. Des caméras très hautes performances spécialement dédiées à cette tâche sont développées mais nécessitent une étape initiale de localisation pour pouvoir cibler le drone au préalable [2]. L’imagerie radar révèle des performances limitées à cause d’une trop faible partie de signal radar réfléchi [15]. L’interception de communications radio-fréquence est également utilisée mais de nouveaux drones programmés sans besoin de communication existent déjà [5].

La dernière méthode, envisagée pour la présente étude, utilise l’acoustique et possède l’avantage de palier aux limitations

des méthodes précédemment citées car un drone silencieux sera forcément moins puissant [10]. Plusieurs approches sont actuellement proposées dans la littérature. En utilisant un seul microphone une détection peut être faite en utilisant l’apprentissage supervisé [1]. D’autres approches exploitent l’antennerie acoustique pour localiser et traquer les drones potentiels mais n’assurent pas l’identification [7, 16]. Enfin des études réunissent les deux aspects comme par exemple [3]. La variété des méthodes utilisées dans ces récentes contributions indique qu’aucune de ces pistes n’est actuellement privilégiée.

Le présent travail propose une nouvelle façon de localiser et identifier un drone. Une antenne est d’abord utilisée pour localiser l’angle d’arrivée d’une source de bruit. Un filtrage spatial est ensuite effectué dans cette direction afin d’augmenter le rapport signal sur bruit (RSB) en vue de l’étape d’identification. Celle-ci est réalisée en utilisant un modèle d’apprentissage supervisé appris au préalable sur des données mesurées et basé sur des caractéristiques particulièrement adaptées aux signaux acoustiques [8]. L’ensemble est validé sur des données académiques acquises en intérieur pour des sources uniques de bruit représentatives de la présence ou de l’absence de drone.

\*Institute of Engineering Univ. Grenoble Alpes

La contribution est organisée comme suit : la section 2 explique les méthodes utilisées pour la localisation et l'identification, puis la section 3 détaille la constitution de la base de données utilisée pour établir les résultats illustrés en section 4.

## 2 Méthodologie

Le processus global d'identification de drone est décrit dans le schéma bloc donné en Fig. 1.

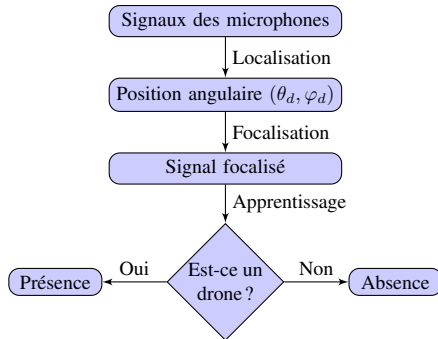


FIGURE 1 – Schéma bloc du traitement global.

Les signaux reçus sur l'antenne sont d'abord utilisés afin de localiser angulairement la source de bruit potentielle. Grâce à la localisation obtenue, un filtrage spatial est effectué pour obtenir un signal focalisé dans la direction d'arrivée de la source. Ce signal est ensuite classé dans une catégorie *Drone* ou *Bruit* par l'utilisation d'un modèle appris préalablement avec des données labélisées. La section 2.1 détaille les étapes nécessaires à la localisation de la source de bruit puis la section 2.2 donne les caractéristiques de la méthode d'apprentissage utilisée.

### 2.1 Localisation

L'objet d'étude étant le drone, objet aérien évoluant selon des trajectoires extrêmement variées, l'espace à couvrir par la méthode d'imagerie acoustique est vaste. Une méthode utilisant une grille de calcul 3D pour le trouver rend ainsi le traitement coûteux en temps de calcul. Par conséquent la localisation est envisagée de manière angulaire, ce qui suffit en pratique pour les cas d'applications visés où la détection rapide et fiable prime sur la trajectographie 3D précise. L'imagerie par formation de voies est sélectionnée pour sa rapidité de calcul et sa robustesse, utile au vu de l'environnement acoustique complexe où ont eu lieu les essais (salle sans traitement acoustique).

Les signaux mesurés par les microphones sont découpés en séquences de 0,2 s avec un recouvrement de 50 % ce qui permet une bonne discrétisation de la trajectoire d'un drone survolant l'antenne. Pour une séquence donnée, une localisation par formation de voies est effectuée à la fréquence qui correspond au maximum d'énergie du spectre. Les angles d'arrivée en élévation et en azimut  $(\theta_d, \varphi_d)$  sont ainsi déterminés et un filtrage spatial est effectué dans cette direction afin d'améliorer le RSB.

L'opération est ensuite répétée pour toutes les séquences de 0,2 s qui sont sommées avec recouvrement [13]. Un exemple de résultat de localisation est donné en Fig. 2 avec le trait plein rouge représentant l'angle d'arrivée obtenu par formation de voies et le trait pointillé noir celui donné par le système de localisation indépendant de la salle, qui constitue la vérité terrain.

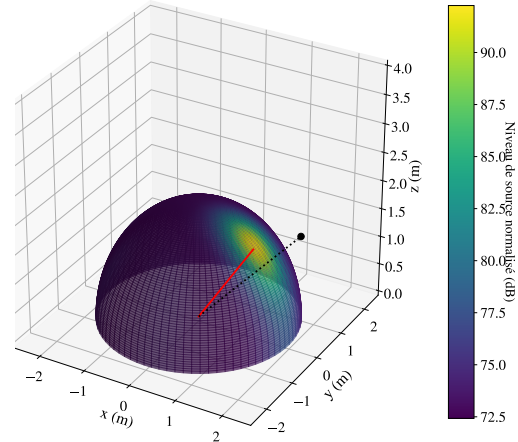


FIGURE 2 – Exemple de carte de localisation angulaire obtenue. • : position du drone par le système de localisation de la salle, - : position par formation de voies.

### 2.2 Identification

**Modèle** L'algorithme Support Vector Machine (SVM) linéaire de scikit-learn [12] est utilisé. Le coefficient C de régularisation du modèle SVM est réglé à 1.

**Caractéristiques** Des caractéristiques dédiées à l'acoustique ont été développées par Malfante et al. [8, 9]. Au nombre de 32, elles permettent de décrire la forme des signaux temporels et leurs propriétés statistiques et entropiques, le tout dans trois domaines différents : temporel, spectral et cepstral. L'utilisation des trois domaines permet d'obtenir des meilleurs résultats de classification des signaux acoustiques [8] en les décrivant de manière exhaustive. Pour la suite de ce papier, une observation est représentée par une séquence de 0,2 s de signal focalisé obtenu après filtrage spatial. Une minute de signal focalisé fournit donc  $60/0,2 = 300$  observations.

**Utilisation des données** Deux jeux de données indépendants sont constitués : un jeu d'apprentissage et un jeu de test. Le modèle est d'abord construit grâce au jeu d'apprentissage puis le jeu de test est utilisé pour analyser ses performances en utilisant comme métrique la précision :  $\frac{\# \text{Obs. bien classées}}{\# \text{Obs. total}}$ .

## 3 Constitution de la base de données

Les données utilisées pour ce travail ont été acquises avec une antenne LMS Sound Camera équipées de 81 microphones MEMS, déjà utilisée pour des applications de quantification

acoustique avancée [6]. Trois drones ont servi à la génération de données. Leurs vols sont enregistrés par 12 caméras VICON T40S [11]. Le matériel d’acquisition est illustré en Fig. 3.



FIGURE 3 – Matériel utilisé pour l’acquisition de données.

L’utilisation de trois drones permet d’obtenir une classe *Drone* avec une plus grande variété étant donné qu’ils ne sont pas tous basés sur la même technologie de moteur et n’ont pas les mêmes longueurs de pales et fréquences fondamentales. Ces drones ont volé selon deux trajectoires asservies numériquement avec des distances à l’antenne variant de 50 cm à 1,1 m. La vérité terrain est assurée par les caméras VICON.

Concernant la classe *Bruit*, elle est constituée de 8 sons différents de 30 s chacun : sinus à 1 et 3 kHz, bruit blanc, chirp de 0 à 12 kHz, perceuse, moteur et deux hélicoptères. Ils sont créés synthétiquement ou proviennent de la base de données de sons de la BBC [4]. Ces sons sont joués par un haut-parleur positionné à trois endroits différents.

Le Tableau 1 reprend le nombre de vols utilisables (trajectoires 1 et 2) provenant des données acquises avec les drones, le nombre de bruits et de positions associés au haut-parleur et une estimation du nombre d’observations (Obs.) que cela entraîne pour chaque classe, que ce soit pour l’étape d’apprentissage (App.) ou celle de test (Test). Pour les drones la trajectoire 1 est utilisée en apprentissage alors que la 2 est utilisée en test, pour les sons seuls les deux hélicoptères sont isolés pour la phase de test, tous les autres servent à l’apprentissage.

TABLE 1 – Données acquises.

	Drone	Bruit
# trajectoire 1 / 2	15 / 11	
# bruits / # positions		8 / 3
# Obs. (App. / Test)	4500 / 3300	2700 / 900

## 4 Résultats

### 4.1 Localisation

Seuls les résultats de localisation du drone sont présentés ici étant donné que le haut-parleur est resté fixe durant ses phases

d’enregistrement. La Fig. 4 illustre la variation de l’angle d’élévation  $\theta$  en fonction du temps pour une trajectoire de type 1 effectuée par le petit drone. Les variations de l’angle azimutal ne sont pas étudiées ici car les deux trajectoires sont asservies dans le plan  $\varphi = 0^\circ$ .

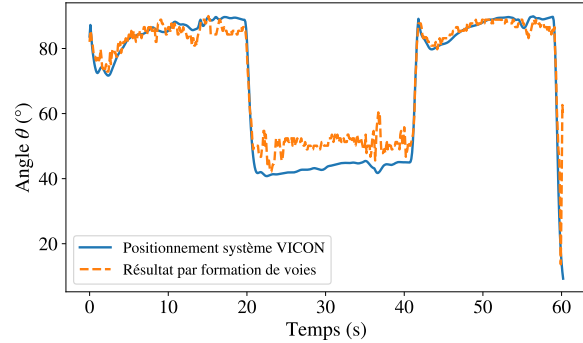


FIGURE 4 – Angle  $\theta$  estimé par le système VICON et par formation de voies en fonction du temps pour la trajectoire 1.

Ces résultats montrent un bon accord entre l’estimation de l’angle d’arrivée en élévation par formation de voies et par le système VICON, ce qui valide la méthode. L’erreur moyenne sur toute la trajectoire est de  $3,7^\circ$ . Cependant deux régimes sont observés, un premier correspondant aux angles  $\theta = 90^\circ$  (à la verticale de l’antenne) où l’erreur observée est très faible et un second pour les angles  $\theta = 45^\circ$  où le décalage entre l’estimation et la vérité terrain est plus forte. Cet écart est certainement dû à des effets de réflexion et de diffraction qui ont un impact plus important dès que la source de bruit se décale vis-à-vis de l’antenne. Des résultats similaires sont observés sur les différentes répétitions de vols avec des erreurs plus faibles.

### 4.2 Identification

Les données de test sont classées dans les deux catégories suivant le modèle appris au préalable avec l’ensemble du jeu d’apprentissage. Les résultats de classification associés sont donnés dans le Tableau 2.

TABLE 2 – Matrice de confusion.

	Classe prédite		
	Drone	Bruit	
Vraie classe	Drone	3058	19
	Bruit	0	953

Les résultats de classification sont concentrés sur la diagonale avec une précision calculée de 99,5 %. Seul un très faible nombre d’observations de la classe *Drone* est mal classé. Ces mauvais classements peuvent être expliqués par l’absence de pré-traitement des données mises en phase de test, or des sons parasites peuvent avoir lieu lors des vols (bruit de chaise, voix

...). Le système ainsi implémenté classe donc, sur 10 s consécutives de signal contenant un drone, 9,94 s de ce signal dans la classe *Drone* contre 0,06 s dans la classe *Bruit*. Ceci permet d'identifier le drone de manière fiable en utilisant des critères de continuité sur la totalité du signal observé.

## 5 Conclusion

La localisation et l'identification de drones devient un enjeu majeur du fait de leur développement rapide. L'acoustique est une modalité adaptée pour traiter ce problème car concilier puissance et silence est difficile dans ce domaine. Dans ce contexte, ce travail détaille une solution de surveillance destinée à localiser une source de bruit et à identifier s'il s'agit d'un drone ou non par l'utilisation combinée de l'antennerie et de l'apprentissage supervisé. Par des mesures microphoniques et un calcul de formation de voies, la source de bruit en présence est tout d'abord localisée angulairement. Un filtrage spatial dans la direction d'arrivée est ensuite effectué afin d'extraire un signal focalisé avec un bon rapport signal à bruit. Celui-ci est catégorisé selon deux classes, *Drone* ou *Bruit*, grâce à un modèle d'apprentissage supervisé appris préalablement sur des données extraites similairement. Les résultats obtenus sur les données acquises montrent que dans un environnement académique contrôlé, les erreurs de localisation restent en moyenne bornées en-dessous de 3,7° en élévation et la précision atteinte en identification est de 99,5 %.

Ces méthodes validées dans un contexte académique seront ensuite confrontées à des configurations réelles en extérieur où le cas multi-sources sera intrinsèquement présent dégradant le rapport signal à bruit. Les améliorations envisagées pour répondre à cette complexité supplémentaire se portent sur l'utilisation de méthodes haute résolution pour la localisation du drone ou l'implémentation d'un modèle SVM à une classe (One-Class SVM) pour son identification, ce qui permettrait de lever le problème délicat de la constitution de la classe *Bruit*.

## Remerciements

Ce travail a été supporté par l'Equipex ROBOTEX (ANR-10-EQPX-44-01) et a été réalisé au sein du LABEX CeLyA (ANR-10-LABX-0060) de l'Université de Lyon, dans le cadre du programme « Investissements d'Avenir » (ANR-16-IDEX-000) de l'Etat Français, géré par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR).

## Références

[1] A. BERNARDINI et al. "Drone detection by acoustic signature identification". In : *IS&T International Symposium on Electronic Imaging* 2017.10 (jan. 2017), p. 60-64.

[2] A. RAMAMONJY et al. "Détection, classification et suivi de trajectoire de sources acoustiques par captation pression-vitesse sur capteurs MEMS numériques". fr. In : *CFA / Vishno*. Le Mans, avr. 2016, p. 7.

[3] A. RAMAMONJY et al. "Source localization and identification with a compact array of digital MEMS microphones". en. In : *ICSV25*. Hiroshima, juil. 2018, p. 8.

[4] BBC. *bbc.co.uk - ©copyright [2019] BBC*. <http://bbcsfx.acropolis.org.uk/>. Accédé le : 22/02/2019.

[5] F. CABALLERO et al. "Vision-Based Odometry and SLAM for Medium and High Altitude Flying UAVs". en. In : *Journal of Intelligent and Robotic Systems* 54.1 (mar. 2009), p. 137-161.

[6] J. ANTONI et al. "Sparse acoustical holography from iterated Bayesian focusing". In : *Journal of Sound and Vibration* 446 (avr. 2019), p. 289-325.

[7] J. TONG et al. "Estimation of low-altitude moving target trajectory using single acoustic array". In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 139.4 (avr. 2016), p. 1848-1858.

[8] M. MALFANTE et al. "Machine Learning for Volcano-Seismic Signals : Challenges and Perspectives". In : *IEEE Signal Processing Magazine* 35.2 (mar. 2018), p. 20-30.

[9] M. MALFANTE et al. *Automatic Analysis Architecture*. <https://zenodo.org/record/1216028>. Accédé le : 26/02/2019.

[10] O. GUR et al. "Design of Quiet Propeller for an Electric Mini Unmanned Air Vehicle". In : *Journal of Propulsion and Power* 25.3 (mai 2009), p. 717-728.

[11] P. MERRIAUX et al. "A Study of Vicon System Positioning Performance". en. In : *Sensors* 17.7 (juil. 2017), p. 1591.

[12] F. PEDREGOSA et al. "Scikit-learn : Machine Learning in Python". In : *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), p. 2825-2830.

[13] L. RABINER et al. *Theory and application of digital signal processing*. Englewood Cliffs : Prentice-Hall, 1975.

[14] A. ROZANTSEV et al. "Detecting Flying Objects Using a Single Moving Camera". In : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 39.5 (mai 2017), p. 879-892.

[15] D. SHIN et al. "A Distributed FMCW Radar System Based on Fiber-Optic Links for Small Drone Detection". In : *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 66.2 (fév. 2017), p. 340-347.

[16] X. CHANG et al. "A Surveillance System for Drone Localization and Tracking Using Acoustic Arrays". In : *2018 IEEE 10th Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM)*. Juil. 2018, p. 573-577.