

## TEMPS D'ACCUEIL EN LABORATOIRE

## Sonification

Étudiant KEBAILI AGHILES Encadreur RIVIÈRE JÉRÉMY DELCOMBEL NICOLAS

# Table des matières

Introduction	
Travaux connexes	2
Informations contextuelles	3
La sonification	3
Les limites de la perception auditive	4
La détection d'anomalies	Ę
Méthodes classiques de détection d'anomalies	6
Description des données	S
Réalisation	10
Sonification des données des capteurs à l'état brute	11
Sonification de la dérivée des données	12
Sonification de la matrix profile des données	15
Conclusion	

## 1 Introduction

De plus en plus d'attaques d'envergure ont lieu sur des réseaux informatiques importants. Le nombre de données à analyser étant en expansion constante, il devient de plus en plus difficile de détecter certains types de cyber-attaques. Afin de palier à ce problème, des visualisations interactives (Immersive analytics) sont créées pour aider les opérateurs dans leurs tâches de protection des réseaux.

L'"Immersive analytics", définit comme étant l'usage de nouvelles technologies offrant des interfaces multi-sensorielles permettant de s'immerger dans des données, peut répondre à certaines de ses problématiques. Ce projet TAL se concentre plus particulièrement sur la détection de cyber-attaques grâce à une nouvelle approche de visualisation de données faisant appel à la sonification.

L'ajout d'une nouvelle dimension sonore peut se mettre efficacement au service de la cybersécurité, et pourrait en plus de cela augmenter l'immersion de l'utilisateur et améliorer ses performances dans des environnement de réalité virtuelle et/ou augmentée, le but étant de combiner la sonification avec des méthodes classiques de détection d'anomalies.

## 2 Travaux connexes

La sonification a été employé dans diverses domaines très importants comme l'astrophysique, l'aéronautique, la chimie, et parfois dans le divertissement ou à des fins artistiques [9, 8, 3]. L'un des plus anciens travaux et le plus cité en sonification est le compteur Geiger-Müller [1], il s'agit d'un dispositif scientifique utilisant la sonification pour mesurer un taux de radiation. En aéronautique, Valery et al. [13] ont proposé une étude où deux groupes de pilotes, aveugles et voyants, ont réalisé une expérience consistant à exécuter diverses manoeuvres successives en vol, et ce, sur la base d'une sonification de l'avion. Les résultats suggèrent qu'un affichage auditif pourrait fournir des informations supplémentaires utiles aux pilotes en cas de désorientation. En chimie, Yeung et al. [2] ont mené une expérience dans laquelle ils ont associé différents éléments chimiques à un son. Après une période d'entraînement, ils ont été capables de classer correctement 98 % des échantillons grâce aux signatures sonores. Dans le domaine de l'astrophysique, des expériences de sonification ont été faites par la NASA sur des données provenant de plusieurs missions, c'est dans un projet du Chandra X-ray center (CXC) qu'on a pu sonifier les données de trois grandes entités cosmiques : La nébuleuse du crabe, le Bullet Cluster et la supernova 1987A. Une démo de ces sonifications est disponible sur la page du Chandra X-ray [16].

Plus particulièrement, dans le domaine de la visualisation 3D, il y'a eu aussi de nombreux travaux. Ribeiro et al. [7] ont proposé une réalité augmentée auditive dans laquelle ils sonifient des objets qui ne produisent pas de son en réalité. Le but étant d'aider les personnes malvoyantes en exploitant la capacité innée de l'homme à localiser les sources

sonores en 3D. Rau et al. [10], dans une étude de biologie structurelle, ont pu ajouter une couche auditif à la visualisation moléculaire dans un environnement de réalité virtuelle. Le son à été employé pour mettre en évidence des évènements importants lors des simulations de dynamiques moléculaires, et entre autre, avoir plus d'immersion. Roodaki et al. [12] proposent dans une étude sur un environnement de réalitée augmentée sonifié, des techniques de mappings permettant à l'utilisateur de mieux s'adapter et de minimiser l'effort mentale lorsqu'il est mené à faire des tâches exigeantes en concentration. Ceci présente un avantage majeur par rapport aux méthodes de réalité augmentée visuelle conventionnelles, en particulier lorsque la quantité d'informations visuelles distrait l'utilisateur.

## 3 Informations contextuelles

#### 3.1 La sonification

La sonification est un type d'affichage auditif (Auditory display) dont le but est la transmission d'informations à l'utilisateur via des sons [5]. Plus précisément, en sonification, on utilise des signaux acoustiques non verbaux afin de représenter des données, ce qui ouvre des possibilités alternatives ou complémentaires aux techniques de visualisation traditionnelles.

La transmission d'informations se fait à travers des *mappings* spécifiques, systémiques et reproductibles. Plus concrètement, ce mapping définit la relation entre un objet, une action et un effet sonore, chaque action ou changement de l'état d'un objet aura un impact sur la sonification résultante (Corrélation positive ou négative). Il existe plusieurs types de *mappings*, en voici les plus connus :

Le pitch est la propriété la plus communément utilisée, elle représente la fréquence audio des signaux acoustiques. L'avantage de cette propriété est la facilité à distinguer ses changements, les utilisateurs sont généralement capables de percevoir les différentes fréquences d'un son. Par ailleurs, les concepteurs sonore utilisent cette propriété pour transmettre différents types d'informations en jouant sur la fréquence, on peut l'utiliser pour montrer qu'une valeur augmente ou diminue (Quantité, Taille. Etc).

Le timbre est l'utilisation de différentes voix instrumentales, mais tout en ayant un pitch est identique, par exemple un piano, un tuba ou un violon. C'est utile si on veut transmettre plusieurs catégories d'informations sur plusieurs objets différents.

La durée du son peut impacter la manière dont l'utilisateur interagit avec un objet, elle peut représenter, par exemple, un degré d'importance pour attirer l'attention de l'utilisateur, comme pour un message de *Warning*. Il est aussi possible d'ajuster la durée pour qu'elle coïncide avec mouvement ou une action, cela permet d'avoir plus d'immersion. Cependant, une durée trop longue peut avoir un impact négative sur l'expérience

de l'utilisateur, peut aussi couvrir d'autres sons importants. Pour réduire la fatigue ou la confusion liées à un effet sonore très long, on peut ajouter un effet fondu du son en début et à la fin.

Le volume, ou intensité, est utile pour la transmission d'informations liées à une distance ou à une quantité, un faible volume peut signifier une grande distance par exemple. La reconnaissance des changements dans un volume peut cependant, être très difficile pour un utilisateur, il faut s'assurer que le saut dans le volume est assez grand pour permettre à ce dernier de la distinguer. Il peut aussi être difficile de garantir les différents niveaux de volume standards sur plusieurs plateformes et appareils.

Le tempo est la propriété qui défini la vitesse à laquelle on joue une série de sons, peut transmettre des informations relatives à la vitesse, au mouvement et au temps. L'utilisation de cette propriété est très efficace pour la comparaison de différents niveaux de valeurs, et les changements de tempo sont facilement discernable par l'utilisateur.

La réverbération est le degrés ou la quantité d'écho d'un effet sonore. Permet de créer des sons très réalistes et augmente ainsi l'immersion de l'utilisateur, cette propriété est donc très importante dans la sonification d'un environnement de réalité virtuelle ou augmentée. De nature, tout les sons possèdent un niveau de réverbération, mais il est possible de diminuer cette valeur pour avoir des sons plus claires. La réverbération peut être utilisée pour transmettre des effets d'instabilité ou d'interférence.

La spatialisation sonore est aussi l'une des propriétés clés pour avoir une immersion totale dans des environnements de réalité virtuelle ou augmentée. L'audition humaine est capable de déterminer, la position des sources sonores dans l'espace en se basant sur les signaux sonores reçus dans les deux oreilles, et en ajoutant cette dimension spatiale au son, on peut modéliser des mouvements physiques, on peut simuler un rendu d'éloignement ou placement horizontal pour donner l'illusion à l'utilisateur qu'un son provient de sa droite ou de sa gauche [17].

## 3.2 Les limites de la perception auditive

Comme nous avons pu le voir dans la sous-section précédente, il existe plusieurs propriétés sur lesquelles on peut jouer afin de créer une relation entre une interaction de l'utilisateur, et un son. Cependant, certaines des ses propriétés sont soumises à des contraintes physiques de la perception auditive humaine. Ne pas respecter ces contraintes peut parfois ruiner l'expérience de l'utilisateur, ou voir même être nocif à l'audition dans certains cas. Voici quelques valeurs utiles :

- L'intensité maximum qu'un être humain peut percevoir sans causer des dommages au système auditif est de 120 dB SPL, au delà de cette valeur, il y a risque de causer des douleurs et des lésions au niveau de l'oreille.
- La plage de **fréquences** perceptibles est de 16 Hz, pour un son grave, à environ 16 000 Hz, pour un son aigu [4]. La distinction entre deux fréquences voisines est possible jusqu'à environ 4000 Hz.
- Un certain temps est requit pour percevoir un son. Les sons d'une **durée** d'une dixième de seconde sont mal détermines, la perception s'affine au fur et à mesure que la durée augmente, jusqu'à atteindre une audition optimale à partir d'une demi-seconde [18].

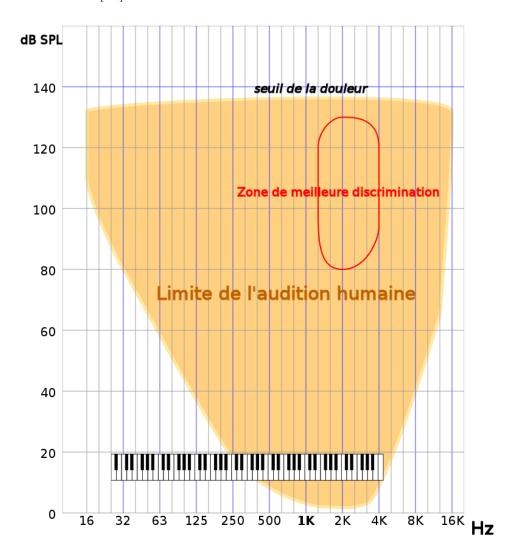


FIGURE 1 – Limites de la perception auditive selon la fréquence et l'intensité des sons [15]

### 4 La détection d'anomalies

La détection d'anomalies consiste à identifier des éléments ou des observations rares qui sont très différents de la plupart des autres données et qui ne respectent pas un certain motif, elle aide à identifier les comportements inattendus des ces données. [19]. La détection d'anomalies s'applique à divers domaines, tels que la détection d'intrusion, la détection de fraude, la détection de pannes. Etc.

## 4.1 Méthodes classiques de détection d'anomalies

L'approche de sonification qu'on propose dans cet étude n'est pas destinée à remplacer les méthodes classiques de détection d'anomalies, mais plutôt à combler les lacunes de ces dernières. Il existe un grand nombre d'algorithmes pour la détection d'anomalies, chacun ayant ses avantages et inconvénients. Nous allons aborder dans ce rapport deux techniques récentes et très utilisées dans le cadre de la cybersecurité :

#### I. Algorithmes d'apprentissage automatique

Les algorithmes d'apprentissage automatique sont des algorithmes capables de réaliser des tâcher complexes à travers un processus d'apprentissage itératif sur des données. Ce processus se compose généralement de deux parties, la première est appelé phase d'apprentissage et elle consiste à entraîner le modèle et lui permet de se former sur un ensemble de données. À travers ce processus itératif, le modèle améliore donc ses résultats en corrigeant à chaque erreur, les différents paramètres et associations établies entre les éléments des données. Cette tâche peut parfois être complexe selon la taille des données et de la nature du problème traité (Classification, régression, clustering. Etc). La deuxième phase est une phase d'estimation où nous allons nourrir le modèle avec un nouvel échantillon de données de test et juger la qualité des résultats obtenus. Si les résultats sont satisfaisants et le modèle capable de généraliser sur de nouvelles données, alors il peut être déployé, sinon le processus d'apprentissage doit être retravaillé. On note aussi qu'il est possible de poursuivre l'apprentissage du modèle lors de son utilisation en temps réel, cela permets d'affiner sa précision et de le préparer à certains cas particuliers non rencontrés lors de la phase d'apprentissage.

Il existe plusieurs techniques de détection d'anomalies en Machine learning, voici quelques exemples des plus connues : Les machines à vecteur de support, les réseaux bayésiens et les réseaux de neurones. L'avantage avec les techniques de Marchine learning est qu'elles sont très performantes et on peut atteindre un taux de précision élevé. Certains modèles comme les réseaux de neurones récurrents sont très utilisés dans la détection et la prédiction de cyber-attaques en temps réel. Cependant l'implémentation d'un tel modèle est très coûteuse en ressources et la phase d'apprentissage peut être très compliquée à cause du manque de données dans le domaine de la sécurité informatique.

#### II. Les matrix profiles

La matrix profile est une structure de données qui permet de résoudre des problèmes de détection d'anomalies et de découverte de motifs récurrent dans une série temporelle. C'est une technique relativement nouvelle qui à été introduite par Eamonn keogh [11] à l'université de Californie Riverside. L'avantage de cette technique est sa complexité temporelle linéaire (O(n)) impliquant une grande vitesse d'exécution, et le fait qu'elle ne requiert qu'un seul paramètre empirique. Les résultats sont assez corrects et permets de soulever quasiment toutes les anomalies dans une série temporelle, avec parfois quelques faux positifs. Peut être employée en temps réel si en entrée nous avons de courtes séries temporelles.

La matrix profile utilise une approche de fenêtre glissante, d'ailleurs, la taille de cette fenêtre est l'unique paramètre à spécifier pour l'algorithme et est noté m. La matrix profile possède deux composantes principales : un vecteur de distances et un vecteur d'index. Au tout début, l'algorithme commence par créer le vecteur de distances euclidiennes et calcule la distance de la sous-séquence actuelle (de taille m) par rapport à l'ensemble restant de la série temporelle. Il définit une zone d'exclusion pour ne pas faire une comparaison avec la même sous-séquence, met à jour le vecteur de distances avec le minimum des distances calculées, et sauvegarde l'index de la première sous-séquence voisine dans le vecteur d'index. À la fin, le vecteur de distances constituera ce qu'on appelle la matrix profile. Voici quelques illustrations expliquant le processus de création de la matrix profile, on suppose que m=4:

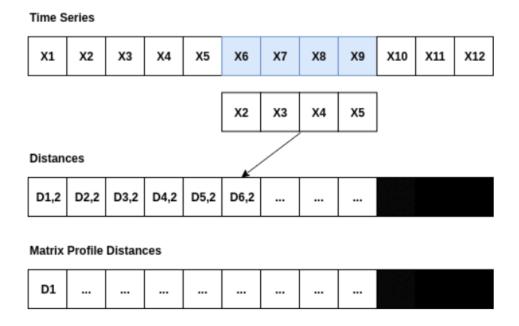


FIGURE 2 – Calcule des distances entre la sous-séquence courante et le reste de la série temporelle [14].



FIGURE 3 – Mise à jour de la matrix profile avec le minimum des distances euclidiennes [14].

## 5 Description des données : Secure Water Treatment

Secure Water Treatment (SWaT) est une station de traitement d'eau produisant 5 gallons par minute d'eau doublement filtrée. Le réseau de communication de la station SWaT se composé d'un système de contrôle et d'acquisition de données (SCADA) et d'un serveur historian.

Des données émises par des capteurs sont sauvegardés par le serveur historian de manière continue une fois chaque seconde. Ces capteurs sont des dispositifs qui convertissent des valeurs de grandeurs physique en une sortie numérique. Plusieurs types de capteurs ont été utilisés pour la collecte de données, chacun ayant sa propre tâche. L'ensemble des données contient au total 946 722 échantillons collectés sur une durée de 11 jours sans arrêt. Durant cette période, plusieurs attaques ont été enregistrés, ayant une durée entre quelques minutes et une heures.

Nom	Description					
LIT - 101	Transmetteur de niveau du réservoir d'eau					
LII - 101	brute.					
LIT - 301	Transmetteur de niveau du réservoir d'eau					
L11 - 301	d'alimentation.					
AIT - 201	Transmetteur de niveau de NaCl dans l'eau.					
AIT - 202	Transmetteur de niveau dee niveau de HCl					
AII - 202	dans l'eau.					
AIT - 203	Transmetteur de niveau de niveau de NaOCl					
AII - 205	dans l'eau.					

TABLE - Exemples de capteurs utilisés lors de l'extraction des données.

	Timestamp	LIT101	AIT201	AIT202	AIT203	LIT301	AIT401	AIT402	AIT501	AIT502	Normal/Attack
28/12/2015	10:00:00 AM	522,8467	262,0161	8,396437	328,6337	956,1651	148,808	156,0882	7,878621	145,1166	Normal
28/12/2015	10:00:01 AM	522,886	262,0161	8,396437	328,6337	956,1651	148,808	156,0882	7,878621	145,1166	Normal
28/12/2015	10:00:02 AM	522,8467	262,0161	8,394514	328,6337	956,4855	148,808	156,0882	7,878621	145,1166	Normal
28/12/2015	10:00:03 AM	522,9645	262,0161	8,394514	328,6337	956,806	148,808	156,0882	7,878621	145,0141	Normal
28/12/2015	10:00:04 AM	523,4748	262,0161	8,394514	328,6337	957,0864	148,808	156,0882	7,878621	144,8859	Normal
28/12/2015	10:00:05 AM	523,8673	262,0161	8,394514	328,6337	957,1664	148,808	155,96	7,878621	144,8859	Normal
28/12/2015	10:00:06 AM	524,1028	262,0161	8,394514	328,6337	957,0062	148,808	155,96	7,878621	144,8859	Normal
28/12/2015	10:00:07 AM	524,2206	262,0161	8,394514	328,6337	957,2866	148,808	155,96	7,878621	144,8859	Normal
28/12/2015	10:00:08 AM	524,4954	262,0161	8,394514	328,6337	957,6071	148,808	155,96	7,878621	144,8859	Normal
28/12/2015	10:00:09 AM	524,0636	262,0161	8,394514	328,6337	957,2866	148,808	155,96	7,878621	144,8859	Normal

FIGURE 4 – Échantillon de données extrait du Dataset sur les 10 premières secondes.

## 6 Réalisation

Le langage utilisé pour le traitement des données est Python pour sa capacité à faire des traitements compliqués avec quelques lignes de code seulement. La création des sons s'est faite avec la librarie SoniPy [6] qui permet de transformer un nuage de points en son, le mapping par défaut utilisé par la librairie est de type Pitch (Fréquence sonore), et dans notre cas il est inutile d'en ajouter un autre étant donné que nous possédons qu'une seule propriété à traduire en son (la valeur des capteurs sensoriels).

SoniPy permet la modification de certains paramètres sur le son de sortie. Il est possible de modifier la fréquence minimu et maximum, la durée du son et le tempo (un court bip sonore avec une valeur y correspondant à la hauteur de la fréquence et une valeur x correspondant au temps d'arrivée). Voici un code snippet qui permet de mieux comprendre le fonctionnement de la librairie :

```
# Correspond à la fréquence C4 en Hz
3 \quad C4 = 261.6
5
   frequency_args = {
      # Fréquence max
       'frequency_min' : C4,
       # Fréquence min
        'frequency_max' : C4*4
9
10 }
11
12 duration_args = {
# Durée totale du son en ms
        'time_total' : 2000
14
15
16
17 # Échelle de la durée : x / Temps (ms)
18 duration_scale = 1. / 2000.
19
   # X correspond à l'axe du temps, et Y aux données à sonifier
20
{\tt 21} \quad {\tt Tone} \, = \, {\tt SonifyTool} \, ({\tt x} \, , \, \, {\tt y} \, , \, \,
           # paramètre de fréquence
22
23
           frequency_args = frequency_args ,
            # paramètre de durée
24
25
            duration_args = duration_args ,
           # paramètre de scale
26
           duration_scale = duration_scale ,
27
28
            # paramètre de tempo
29
            bliplength = 0.5
30
31
32 Tone.play()
33 Tone.SaveTone() # Sauvegarde du son
```

## 6.1 Sonification des données des capteurs à l'état brute

Il s'agit d'une sonification directe des valeurs physiques des capteurs sans aucun prétraitement. Lors de certaines cyber-attaques, on peut apercevoir des changements radicaux dans le comportement des données, et ces changements là peuvent être perçu lors de la sonification des données.

Voici l'exemple d'une cyber-attaque sur le capteur "LIT-101" :

- État normal : Valeur de LIT-101 > 200 et < 800.
- Anomalie : Augmentation d'1 mm chaque seconde.
- Durée : 382 s.

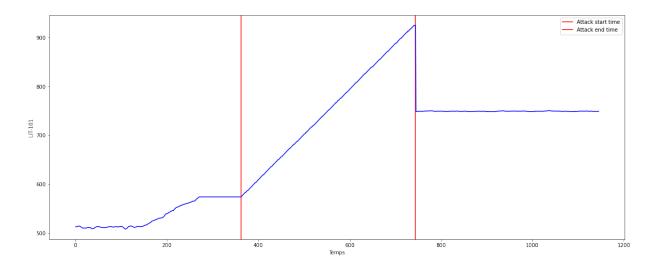


FIGURE 5 – Point d'attaque sur LIT-101.

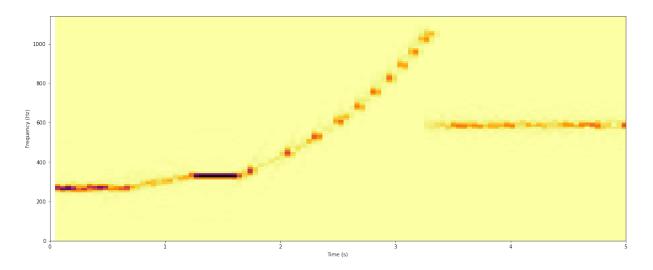


FIGURE 6 – Spectrogramme LIT-101.

Un spectrogramme permet de représenter des phénomènes périodiques associant une fréquence à une intensité ou grandeur physique [20], et dans notre cas, nous permettra de visualiser l'évolution de la fréquence sonore par rapport à la valeur du capteur sensoriel LIT-101. On peut apercevoir une augmentation linéaire de la fréquence, et la discontinuité dans le nuage de points sur le spectrogramme. Ce changement brusque peut être clairement perçu lors de la sonification des données et permet donc d'avertir contre une quelconque cyber-attaque.

#### 6.2 Sonification de la dérivée des données

La sonification des données à l'état brute peut parfois ne pas être suffisante quand la variance des données est très élevée, plus précisément quand on veut sonifier des séries temporelles de longue durée. Plus la durée augmente et plus on a des changement dans la hauteur des fréquences, et l'utilisateur dans ce genre de cas peut ne pas distinguer les anomalies. Voici la représentation d'une série de données de 24 heures sur un son de 30 secondes toujours sur les mêmes données du capteur LIT-101 :

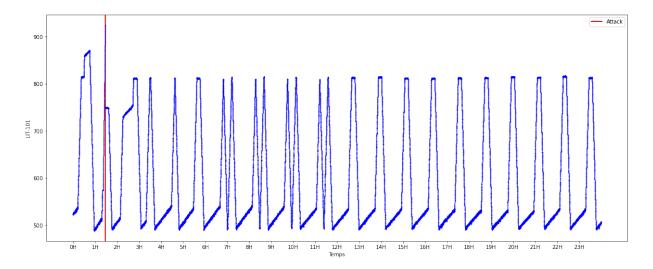


FIGURE 7 – Données de LIT-101 sur 24heures.

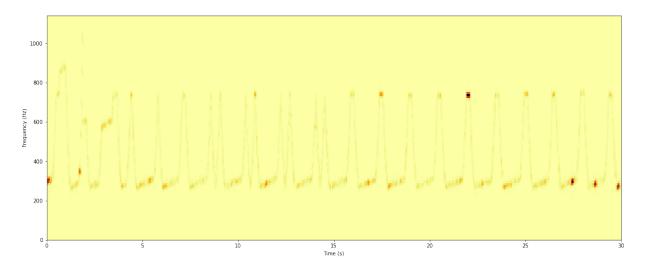


FIGURE 8 – Spectrogramme LIT-101 sur 24heures.

Comme on peut le voir sur le spectrogramme, il y a un motif qui se répète dans le jeu de données et qui entraîne une modulation de la fréquence.

Une solution possible qu'on propose à ce problème, est de sonifier le différentiel des valeurs physiques du capteur. De cette manière on pourra mieux révéler les sauts de fréquences, et dans le cas d'un différentiel négatif, on utilisera sa valeur absolue. Voici le résultat obtenu :

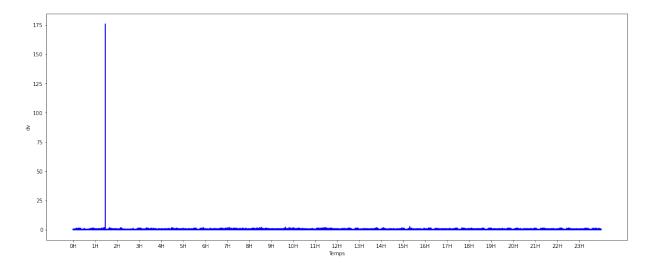


FIGURE 9 – Dérivée de LIT-101 sur 24heures.

Il est aussi possible d'appliquer un filtre de convolution Gaussien sur la dérivée afin d'adoucir un peu le signal et augmenter la durée du son sur de hautes fréquences. Voici le résultat après application du filtre Gaussien :

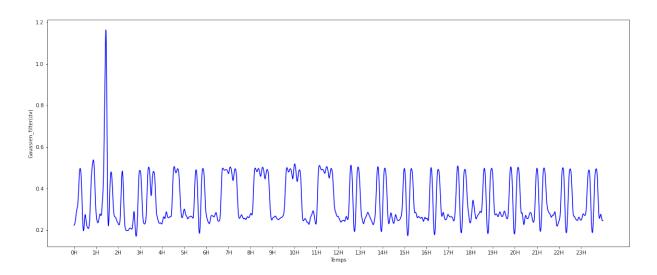


FIGURE 10 – Application du filtre Gaussien sur la dérivée de LIT-101 sur 24heures.

## Exemples d'attaques sur d'autres capteurs :

— 1) Sur le capteur "LIT-301" :

- État normal : Valeur de LIT-301 > 200 et < 800.

- Anomalie : Valeur fixé à 1200.

- Durée : 428 s.

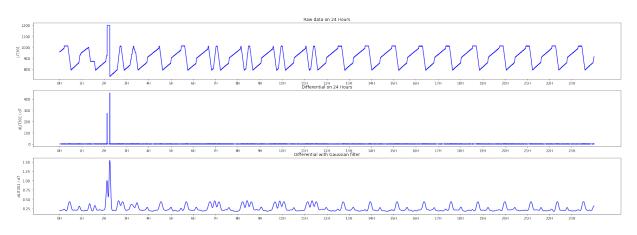


FIGURE 11 – LIT-301

-2) Sur le capteur "AIT-202" :

- État normal : Valeur de AIT-202 > 7.0.

- Anomalie : Valeur fixé à 6.

- Durée : 195 s.

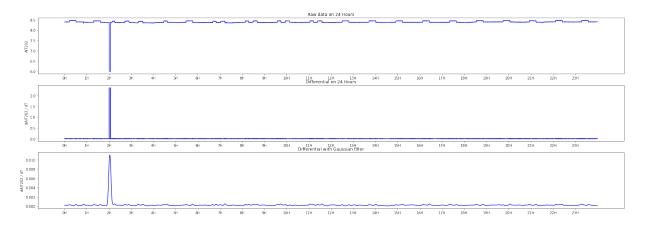


FIGURE 12 - AIT-202

### 6.3 Sonification de la matrix profile des données

Il arrive parfois que certaines attaques visent à fausser les données des capteurs, mais tout en les gardant cohérentes. Dans ces cas là, il est très difficile de distinguer les mauvaises valeurs des capteurs et il faut donc utiliser des techniques plus précises se basant sur des distantes mathématiques et pouvant détecter des anomalies (discorde) sur les données, c'est le cas des matrix profiles. Une solution qu'on propose est de sonifier ces matrix profiles, car elle permettent de soulever toutes les zones ou il y a potentiellement une discorde, cela correspond à une augmentation de la hauteur de fréquence sur le son. Voici la matrix profile sur les données du capteur LIT-101 avec les discordes potentielles soulignées en rouge :

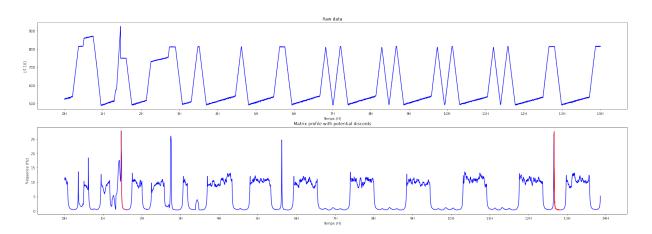


FIGURE 13 – Matrix profile de LIT-101 sur 24 Heures.

## Exemples d'attaques sur d'autres capteurs :

- 1) Sur le capteur "LIT-301" :
  - État normal : Valeur de LIT-301 > 200 et < 800.
  - Anomalie : Valeur fixé à 1200.
  - Durée : 428 s.

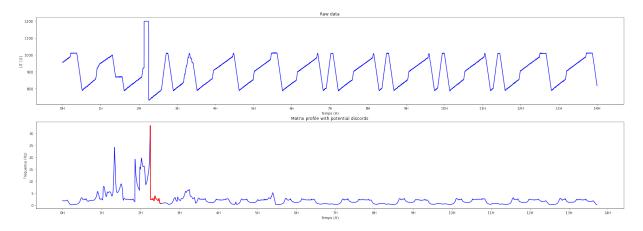


FIGURE 14 – Matrix profile de de LIT-301 sur 24 Heures.

- 2) Sur le capteur "AIT-202" :
  - État normal : Valeur de AIT-202 > 7.0.
  - Anomalie : Valeur fixé à 6.
  - Durée : 195 s.

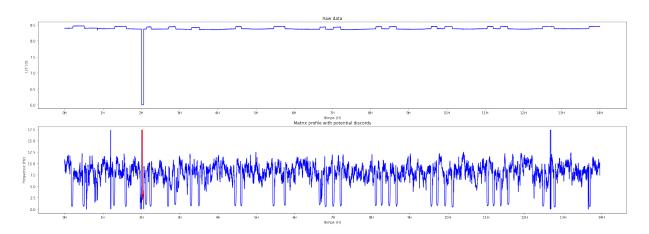


FIGURE 15 – Matrix profile de AIT-202 sur 24 Heures.

## Conclusion

Dans ce projet, j'ai proposé une solution pour enrichir les techniques traditionnelles de visualisation dans le domaine de la détection d'anomalies, en y ajoutant une nouvelle dimension sonore. Avec l'augmentation constante de la quantité de données, il devient de plus en plus difficile d'analyser ces dernières en un temps raisonnable. La sonification permet d'un coté de représenter les données sous une nouvelle forme et donc, d'en extraire de nouvelles informations, mais aussi de gagner du temps car on peut facilement sonifier des séries temporelles de très longues durée en un fichier audio de seulement quelques minutes voir secondes.

De manière globale, les algorithmes de détection d'anomalies les plus fiables de nos jours sont les réseaux de neurones récurrents. Ils ont prouvé plusieurs fois leur capacité à discerner et à isoler des anomalies dans un ensemble de données et ce, en temps réel. Cependant, dans le cadre de le cybersécurité, il y a un manque énorme de données et est donc très difficile de réussir l'apprentissage d'un tel modèle. La solution dans ce cas est l'utilisation d'une approche de visualisation de données, dont la sonification. À travers ce projet j'ai proposé trois manières différentes de sonifier une série temporelle, chacune révélant les anomalies à différents niveaux. L'objectif n'est pas de faire le choix de la meilleur, mais de toutes les utiliser en parallèle. Ces mêmes techniques peuvent aussi être implémentes dans un environnement de réalité virtuelle (Ce qui a été prévu initialement mais pas réalisé par faute de temps), il a été démontré que la sonification améliore l'immersion dans ce type d'environnement et permet d'avoir une visualisation de données beaucoup plus attrayante (Voir travaux connexes).

L'un des problèmes rencontrait lors de ce projet est le manque de librarie permettant de faire de la sonification. Même si SoniPy à été amplement suffisante pour ce projet, il n'en reste pas moins que c'est une librairie très limitée en terme de fonctionnalités. la sonification est un domaine qui n'est pas encore très exploité de nos jours, mais qui commence à l'être de plus en plus avec l'essor de l'intelligence artificielle et de la Data science. Il est clair que dans un futur proche, la sonification sera omniprésente dans la plupart de nos appareils électronique et surtout dans les environnement de réalité virtuelle et augmentée, pas seulement pour la cybersécurité, mais aussi pour la médecine, l'astrophysique et même le divertissement.

# Bibliographie

- [1] Hans Geiger et Walther Müller. "Elektronenzählrohr zur messung schwächster aktivitäten". In: *Naturwissenschaften* 16.31 (1928), p. 617-618.
- [2] Edward S Yeung. "Pattern recognition by audio representation of multivariate analytical data". In: Analytical Chemistry 52.7 (1980), p. 1120-1123.
- [3] John Dunn et Mary Anne Clark. "Life music: the sonification of proteins". In: Leonardo 32.1 (1999), p. 25-32.
- [4] Claude-Henri Chouard. "L'oreille musicienne: Les chemins de la musique de l'oreille au cerveau". In: *IEEE transactions on Visualization and Computer Graphics* (2001), p. 348.
- [5] David K McGookin et Stephen A Brewster. "Understanding concurrent earcons: Applying auditory scene analysis principles to concurrent earcon recognition". In: ACM Transactions on Applied Perception (TAP) 1.2 (2004), p. 130-155.
- [6] David WORRALL et al. "SoniPy: The design of an extendable software framework for sonification research and auditory display". In: *Proc. ICAD*. 2007.
- [7] Flavio RIBEIRO et al. "Auditory augmented reality: Object sonification for the visually impaired". In: 2012 IEEE 14th international workshop on multimedia signal processing (MMSP). IEEE. 2012, p. 319-324.
- [8] Robert JOHNSTONE. "Creating a coral symphony: sound art and sonification". In: Etropic: electronic journal of studies in the tropics 12.2 (2013).
- [9] Emmanouel ROVITHIS, Andreas MNIESTRIS et Andreas FLOROS. "Educational audio game design: sonification of the curriculum through a role-playing scenario in the audio game 'Kronos'". In: Proceedings of the 9th Audio Mostly: A Conference on Interaction With Sound. 2014, p. 1-6.
- [10] Benjamin RAU et al. "Enhancing visualization of molecular simulations using sonification". In: 2015 IEEE 1st International Workshop on Virtual and Augmented Reality for Molecular Science (VARMS@ IEEEVR). IEEE. 2015, p. 25-30.
- [11] Chin-Chia Michael YEH et al. "Matrix profile I : all pairs similarity joins for time series : a unifying view that includes motifs, discords and shapelets". In : 2016 IEEE 16th international conference on data mining (ICDM). IEEE. 2016, p. 1317-1322.

- [12] Hessam ROODAKI et al. "Sonifeye: Sonification of visual information using physical modeling sound synthesis". In: *IEEE transactions on Visualization and Computer Graphics* 23.11 (2017), p. 2366-2371.
- [13] Benoit Valéry et al. "Can an aircraft be piloted via sonification with an acceptable attentional cost? A comparison of blind and sighted pilots". In: Applied ergonomics 62 (2017), p. 227-236.
- [14] Tyler MARRS. Introduction to Matrix Profiles, A Novel Data Structure for Mining Time Series. [En ligne; Page disponible le 13-juin-2021]. 2019. URL: %5Curl% 7Bhttps://towardsdatascience.com/introduction-to-matrix-profiles-5568f3375d90%7D.
- [15] Wikimedia COMMONS. File: Spectre audition.png Wikimedia Commons, [Online; accessed 13-juin-2021]. 2020. URL: %5Curl%7Bhttps://commons.wikimedia.org/w/index.php?title=File:Spectre\_audition.png&oldid=480216517%7D.
- [16] NASA/CXC/SAO/K.Arcand SYSTEM Sounds (M. Russo A. SANTAGUIDA). Data Sonification: A New Cosmic Triad of Sound. 2020. URL: https://www.nasa.gov/mission\_pages/chandra/news/data-sonification-a-new-cosmic-triad-of-sound.html.
- [17] WIKIPÉDIA. Spatialisation sonore Wikipédia, l'encyclopédie libre. [En ligne; Page disponible le 30-décembre-2020]. 2020. URL: http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Spatialisation\_sonore&oldid=178222919.
- [18] WIKIPÉDIA. Audition humaine Wikipédia, l'encyclopédie libre. [En ligne; Page disponible le 26-mars-2021]. 2021. URL: http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Audition\_humaine&oldid=181278721.
- [19] WIKIPÉDIA. Détection d'anomalies Wikipédia, l'encyclopédie libre. [En ligne; Page disponible le 9-mai-2021]. 2021. URL: %5Curl%7Bhttp://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=D%C3%A9tection\_d%27anomalies&oldid=182722264%7D.
- [20] WIKIPÉDIA. Spectrogramme Wikipédia, l'encyclopédie libre. [En ligne; Page disponible le 12-mai-2021]. 2021. URL: http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Spectrogramme&oldid=182828499.