

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 DÉFINITION DES NOTIONS DE BASE	5
1.1 Introduction	5
1.2 L'odeur	5
1.2.1 Les caractéristiques des odeurs	7
1.2.2 Les paramètres des odeurs	7
1.3 Nez biologique	8
1.3.1 Récepteurs olfactifs	9
1.3.2 Bulbe olfactif	10
1.3.3 Cortex olfactif	11
1.4 Nez artificiel	12
1.4.1 Réception	13
1.4.1.1 AGS (Capteur de gaz ampérométrique)	15
1.4.1.2 MOS (Semi-conducteurs d'oxydes métalliques)	16
1.4.1.3 MOSFET (Transistor à effet de champ)	16
1.4.1.4 "Pellistor"	17
1.4.1.5 BAW (Onde acoustique globale)	19
1.4.1.6 SAW (Onde acoustique de surface)	20
1.4.1.7 Absorption : Détecteur infrarouge	21
1.4.1.8 PID (photo-ionisation)	22
1.4.2 Détection	24
1.4.2.1 Conditionneur électrique	25
1.4.2.2 Convertisseur analogique numérique	26
1.4.3 Apprentissage & Reconnaissance	27
1.4.3.1 Système d'apprentissage et de reconnaissance	28
1.4.4 Classificateur évolutif en ligne	34
1.4.5 L'inférence floue	36
1.4.6 Système d'inférence flou à base de règles de type Takagi-Sugeno (TS FRB)	39
1.4.7 TS FRB évolutif	41
1.5 Conclusion	47
CHAPITRE 2 ÉTAT DE L'ART	49
2.1 Détection & Réception	49
2.1.1 Contributions scientifiques	49
2.1.2 Contributions techniques	50
2.2 Domaines d'application	53
2.3 Apprentissage & Reconnaissance	54
2.4 Conclusion	55

CHAPITRE 3	CONCEPTION ET FABRICATION DE PLATEFORME	57
3.1	Introduction	57
3.2	Conception et fabrication de système d'échantillonnage	57
3.3	Conception et fabrication de la carte électronique	59
3.3.1	Choix des capteurs	59
3.3.2	Choix de composants électriques	60
3.4	Tests de la plateforme	67
3.4.1	Analyser l'interaction de la plateforme avec l'environnement	69
3.4.2	Analyser l'interaction de la plateforme avec quelques odeurs	72
3.4.2.1	Description de scénario du test	72
3.4.2.2	Analyse des résultats	73
3.5	Conclusion	75
CHAPITRE 4	DESCRIPTION DE PROCESSUS D'APPRENTISSAGE ET DE RECONNAISSANCE ET DE TESTS D'ALGORITHME	77
4.1	Introduction	77
4.2	Système d'apprentissage et de reconnaissance	77
4.3	Tests d'algorithme d'apprentissage	80
4.3.1	Test avec une base de données prédéfinie	81
4.3.2	Test avec une base de données du système	82
4.4	Test de la procédure d'apprentissage et de reconnaissance	83
4.4.1	Test du processus d'apprentissage et de reconnaissance avec le système	84
4.4.2	Test du processus d'apprentissage et de reconnaissance avec une base de données	86
4.5	Conclusion	87
CONCLUSION	89
RECOMMANDATIONS & TRAVAIL FUTUR	91
ANNEXE I	MONTAGE ÉLECTRIQUE DE LA CARTE DE CAPTEURS	95
BIBLIOGRAPHIE	97

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 1.1	Classes primaires d'odeurs..... 6
Tableau 1.2	Comparaison entre les différentes technologies de convertisseurs analogiques numériques 27
Tableau 1.3	Quelques domaines d'applications d'apprentissage automatique avec ses besoins 28
Tableau 2.1	Quelques exemples des capteurs MOS commerciaux 51
Tableau 2.2	Nombre de capteurs de quelques exemples des prototypes de nez électronique dans la littérature 52
Tableau 2.3	Quelques exemples de nez électronique commercialisés à base de MOS..... 52
Tableau 2.4	Applications de nez électronique 53
Tableau 2.5	tableau comparative 56

LISTE DES FIGURES

		Page
Figure 1.1	Prisme d'odeur de Henning	5
Figure 1.2	Système olfactif Tirée de Wenny (2016).....	8
Figure 1.3	Cellule réceptrice Tirée de Patel (2014)	10
Figure 1.4	Voies olfactives Tirée de Patel (2014)	11
Figure 1.5	Architecture d'identification des odeurs	12
Figure 1.6	Architecture d'identification des odeurs	14
Figure 1.7	Architecture standard d'un capteur AGS (capteur électrochimique)	15
Figure 1.8	Architecture standard d'un capteur MOSFET (Transistor à effet de champ en oxyde métallique)	16
Figure 1.9	Architecture standard d'un capteur catalytique ("Pellistor").....	18
Figure 1.10	Architecture standard d'un capteur BAW dans un support commercial HC-49U.....	19
Figure 1.11	Architecture standard d'un capteur SAW (Onde acoustique globale) à ligne à retard.....	20
Figure 1.12	Architecture de base d'un détecteur infrarouge (Absorption)	21
Figure 1.13	Architecture standard d'un PID (photo-ionisation)	23
Figure 1.14	Système d'acquisition de données d'un capteur <i>Analog Front End</i>	25
Figure 1.15	Caractéristique d'un système d'apprentissage et de reconnaissance	29
Figure 1.16	Les étapes de traitement flou	38
Figure 1.17	Architecture d'un système flou à base de règles de type Takagi-Sugeno.....	39
Figure 3.1	Conception de système d'échantillonnage.....	58
Figure 3.2	Montage électrique de capteurs MOS (<i>MiCS-6814</i> et <i>TGS2603</i>) avec leurs transducteurs	62

Figure 3.3	Montages électriques des ADCs	64
Figure 3.4	Montage électrique des capteurs <i>PID-AH</i>	65
Figure 3.5	Montage électrique de bloc d'excitation des lampes des capteurs <i>PID-AH</i>	66
Figure 3.6	Vue de face et d'arrière de la vue 3D de la conception sur KiCad	67
Figure 3.7	Exposition du système à une odeur (parfum).....	68
Figure 3.8	Premier test des capteurs dans le laboratoire pour une période de quatre jours.....	70
Figure 3.9	Deuxième test des capteurs dans le laboratoire pour une période de deux jours	70
Figure 3.10	Test des capteurs dans la salle de prototypage.....	71
Figure 3.11	Résultat du quatrième test	73
Figure 3.12	Réponses de différents capteurs séparés	74
Figure 4.1	Architecture générale d'apprentissage	78
Figure 4.2	Architecture de création du modèle de la compensation	79
Figure 4.3	Processus d'apprentissage en fonctionnement continu.....	80
Figure 4.4	Exactitude d'estimation en fonction d'itération	82
Figure 4.5	Exactitude d'estimation en fonction d'itération pour la base de données de notre système.....	83
Figure 4.6	Interface graphique utilisée dans la communication entre l'utilisateur et le système	84
Figure 4.7	Exemple d'une réponse de capteur d'un fichier dans le cas réel et le cas réduit	86
Figure 6.1	Fluctuations de résistance de capteur de gaz <i>MiCS-6814</i> (CO) en présence d'odeur (parfum)	91

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

VOC	Volatile Organic Compound
AGS	Amperometric Gas Sensor
CP	Conducting Polymers
MOSFET	Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor
MOS	Metal Oxide Semiconductor
BAW	Bulk Acoustic Wave
SAW	Surface Acoustic Wave
FPW	Flexural Plate Wave
PID	Photo Ionisation Detector
TC	Thermal Conductivity
TSM	Thickness Shear Mode
QCM	Quartz Crystal Microbalance
QMB	Quartz-crystal MicroBalances
IDT	InterDigital Transducer
IR	InfraRed
UV	UltraViolet
AFE	Analog Front End
ADC	Analog-to-Digital Converter
DAC	Digital-to-Analog Converter
SAR	Successive Approximation Register
RAN	Resource Allocating Network
GCS	Growing Cell Structures
eTS	evolving Takagi-Sugeno

eTS+	evolving Takagi-Sugeno plus
FLEXFIS	FLEXible Fuzzy Inference Systems
FLEXFIS+	FLEXible Fuzzy Inference Systems plus
exTS	extended Takagi-Sugeno
eFuMo	evolving Fuzzy Model
IBeM	Interval Based evolving Modeling
FBeM	Fuzzy set Based evolving Modeling
GS-EFS	Generalized Smart Evolving Fuzzy Systems
PANFIS	PARsimonious Network Fuzzy Inference System
DENFIS	Dynamic Evolving Neuro-Fuzzy Inference System
eGNN	evolving Granular Neural Network
GAN-FIS	Generalized Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems
SOFNN	Self Organizing Fuzzy Neural Networks
SONFIN	Self Organizing Neural Fuzzy Inference Network
SOFMLS	Self Organizing Fuzzy Modified Least-Squares
SAFIS	Sequential Adaptive Fuzzy Inference System
SCFNN	Self Constructing Fuzzy Neural Network
NFCN	Neural Fuzzy Control System
D-FNN	Dynamic Fuzzy Neural Networks
RIVMcSFNN	Recurrent Interval-Valued Metacognitive Scaffolding Fuzzy Neural Network
GD-FNNs	Generalized Dynamic Fuzzy Neural Networks
GAP-RBF	Growing And Pruning - Radial Basis Function
ESOM	Evolve Self Organizing Maps
ENFM	Evolving Neuro Fuzzy Model
EFuNN	Evolving Fuzzy Neural Networks

RBF	Radial Basis Function
EBF	Ellipsoidal Basis Function
LRF	Laser RangeFinder
FRB	Fuzzy Rule Based
TS	Takagi-Sugeno
AnYa	Angelov Yager
MoM	Mean of Maxima
CoG	Center of Gravity
TS FRB	Takagi-Sugeno Fuzzy Rule Based
MISO	Multi-Input Single-Output
MIMO	Multi-Input Multi-Output
ALMMo	Autonomous Learning Multi-Model
NW	NanoWire
CNT	Carbonate NanoTube
OEM	Original Equipment Manufacturer
IDT	Integrated Device Technology
UST	Unwelt Sensor Technik
PEN	Portable Electronic Nose
PCA	Principal Component Analysis
ICA	Independent Component Analysis
OSC	Orthogonal Signal Correction
KNNs	K-Nearest Neighbors
MLP	MultiLayer Perceptron
GMM	Gaussian Mixture Mode
PPCA	Probabilistic Principal Component Analysis

CM	Committee Machine
FPGA	Field Programmable Gate Array
NGCA	Neural Genetic Classification Algorithm
GA	Genetic Algorithm
ANN	Artificial Neural Networks
SMMA	SMoothed Moving Average
RBFNN	Radial Basis Function Neural Network
DA	Discriminant Analysis
PLS	Partial Least Squares
MLR	Multiple Linear Regression
PCB	Printed Circuit Board
SMT	Surface-Mount Technology
ESD	ElectroStatic Discharge
IoT	Internet of Things

INTRODUCTION

Contexte et motivation

Le nez artificiel « Electronic nose » est un système qui simule le nez biologique et son rôle de détection d'odeur. Ce dernier est un mécanisme complexe qui assure l'odorat (un des cinq sens de l'être humain). L'odorat peut être divisé en cinq fonctionnements : aspiration, réception, détection, reconnaissance et nettoyage (Patel, 2014).

L'odeur peut être utilisée comme identificateur des certaines sources d'intérêt ou des problèmes. Celles-ci comportent la pollution de l'air, la contamination de l'environnement, le diagnostic des maladies, l'identification des personnes dans les enquêtes criminelles, etc. La perception de l'odorat consiste, non seulement, en une sensation des odeurs elles-mêmes, mais aussi, en une expérience et des émotions associées à ces sensations. Une sensation agréable (parfumé, épicé) ou bien désagréable (putride, brûlé), tous sont induits par l'inhalation de matières volatiles (organiques ou inorganiques).

Le nez électronique, généralement, comporte des unités matérielles et logicielles spécifiques pour être employé dans un domaine déterminé. Il y a quelques travaux sur l'utilisation du nez artificiel dans plusieurs applications. Mais, toujours, des limitations comme des modèles d'apprentissage statiques ou bien les grandes dimensions de plateforme rendent le travail incomplet.

Problématique

Les grandes dimensions du nez électronique se manifestent, généralement, par un nombre très important des capteurs de gaz ou par un système d'échantillonnage complexe. Ces facteurs influent aussi sur la consommation d'énergie et la complexité d'algorithme d'apprentissage. Ainsi, la grandeur d'une plateforme peut être une grande contrainte dans des applications en robotique. Par exemple, il est très difficile d'ajouter le sens d'odorat dans un robot comme

“Sophia” avec un système qui comporte 30 capteurs de gaz et un système d’échantillonnage complexe comme l’échantillonnage par pompage.

De plus, il est très difficile de délimiter les domaines d’applications du nez électronique, car les odeurs sont partout et peuvent être indicateur décisif pour plusieurs problèmes. Donc, il faut un système d’apprentissage et de reconnaissance capable de s’adapter avec n’importe quelle application. En effet, les systèmes statiques donnent de bonnes performances avec les domaines testés, mais peut-être ne va pas être efficace dans d’autres applications non testées. Même pour le système d’apprentissage et de reconnaissance dynamique, il est impossible de tester la performance avec tous les domaines d’applications. Cependant, la manipulation de scénarios représentatifs d’un ensemble des applications (travailler avec des odeurs primaires qui caractérisent tous les types des odeurs) dans un algorithme d’apprentissage flexible peut affirmer le potentiel du système de supporter plusieurs applications.

Objectifs du travail

Nous avons deux principaux objectifs : la réduction de la taille du système et l’implémentation d’un système d’apprentissage et de reconnaissance dynamique. Donc, dans notre conception nous avons essayé de réduire la taille de la plateforme en minimisant le nombre de capteurs et en proposant un système d’échantillonnage simple. Le choix de capteurs s’est porté sur quatre capteurs de gaz répondant à la fois aux besoins de concentrations et de la gamme de gaz. Cependant, la conception du système d’échantillonnage est une improvisation basée sur quelques structures de ce système et la structure du nez biologique. De cette façon, l’intégration du système dans des robots va être plus facile pour exécuter plusieurs applications en robotique comme la détection de la source d’odeur et l’interaction avec l’environnement (émotions, nature d’odeur).

Un système d'inférence flou évolutif a été notre choix comme système d'apprentissage et de reconnaissance. Car il a un caractère évolutif en matière de temps et en matière de la structure de modèle et un niveau de raisonnement proche de celui de l'être humain pour être capable de communiquer entre eux. Logiquement, notre système d'apprentissage et de reconnaissance doit être capable de répondre aux besoins d'utilisateur (plusieurs applications) et de compenser l'effet du temps (dégradation de performances de capteurs) et la complexité du problème.

Contributions

Les principales contributions de ce travail sont :

- la conception et la fabrication d'un prototype d'un nez électronique qui peut être employé dans plusieurs applications. Ce prototype comporte le système d'échantillonnage et la carte de capteurs. Une improvisation basée sur quelques structures de système d'échantillonnage a été conçue et imprimée par une imprimante 3D. Selon un choix de capteurs, la carte de capteurs a été imprimée aussi ;
- la définition d'un système d'apprentissage et de reconnaissance dynamique et évolutif qui peut s'adapter à n'importe quel type d'application. Ce système est basé sur un algorithme évolutif à base de règles floues. Tout un processus d'apprentissage et de reconnaissance a été développé propre à notre système pour profiter du caractère évolutif de cet algorithme.

Organisation du mémoire

Dans le premier chapitre, il y a des définitions de différents concepts pour comprendre le principe de fonctionnement de nez artificiel. L'odeur, le nez biologique et le nez électronique sont les principales notions à savoir pour comprendre l'importance de nez artificiel. Le fonctionnement de ce dernier est divisé en cinq actions comme il est décrit auparavant. Afin de comprendre ceux-ci, il est indispensable de connaître les différentes technologies de capteurs de

gaz, les moyens pour utiliser les données de ces capteurs et le système d'apprentissage et de reconnaissance. La section d'apprentissage et de reconnaissance apporte une vue globale sur ce concept et décrit en détail notre choix parmi les différents systèmes.

Le chapitre deux fait une revue de littérature sur les différentes contributions sur le système de nez électronique. Ce chapitre est divisé sur trois sections détection, domaine d'application et système d'apprentissage et de reconnaissance.

Une description détaillée de travaux effectués sur la conception de la plateforme est citée dans le troisième chapitre. Ce travail a été fait sur deux phases. La première phase est la conception et la fabrication du système d'échantillonnage qui assure l'interaction des odeurs avec les capteurs. Après, il y a la conception et la fabrication de la carte de capteurs qui comportent les choix des capteurs et des composants électroniques avec le produit final (carte de capteurs). À la fin de ce chapitre, il y a les tests effectués sur la plateforme pour analyser les performances de notre architecture matérielle.

Le chapitre quatre se concentre sur la définition et le développement de la partie logicielle de notre système. Il englobe une description du processus d'apprentissage et de reconnaissance utilisé et les différents tests effectués sur l'algorithme. Il est indispensable de tester l'algorithme d'apprentissage avant de l'intégrer dans le système. Une fois que ces performances seront validées séparément, normalement, même après l'intégration on garderait les mêmes performances.

CHAPITRE 1

DÉFINITION DES NOTIONS DE BASE

1.1 Introduction

Ce chapitre résume quelques définitions de concepts en liaison avec le nez électronique. La première chose à savoir est la définition d'odeur. Tous les gens utilisent le mot odeur, mais quelques-uns, seulement, connaissent la définition scientifique de ce mot, les composants chimiques responsables des odeurs. De plus, il est indispensable dans notre travail de savoir la classification et quelques caractéristiques et paramètres descriptifs des odeurs. Puisque le nez artificiel n'est qu'une reproduction du principe de fonctionnement de nez biologique, une description de processus d'odorat et de principaux organes employés serait une bonne ouverture. Enfin, plusieurs définitions liées directement au nez électronique ont été listées. Parmi ces concepts, il y a quelques technologies des capteurs de gaz et des composants électroniques utilisés dans la détection des réponses de ces capteurs. Ainsi, comme queue de cette dernière partie, des notions sur les systèmes d'apprentissage et de reconnaissance ont été introduites essentiellement le système d'inférence flou évolutif à base de règles .

1.2 L'odeur

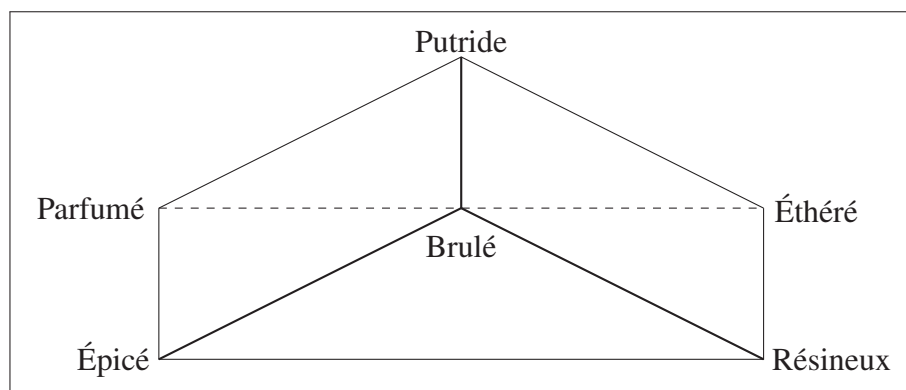


Figure 1.1 Prisme d'odeur de Henning

L'organe sensoriel de l'être humain responsable de la détection des odeurs est le nez. La stimulation de détecteurs du nez par des vapeurs définit la sensation d'odorat. L'odeur est la sensation résultant de cette stimulation ("perception de l'odorat").

Selon le prisme d'odeur de Henning dans la Figure 1.1, toutes les odeurs complexes peuvent être des mélanges des odeurs primaires situées aux coins du prisme. Ainsi, les mélanges de deux odeurs seraient définis par les bords du prisme. Les surfaces triangulaires et les surfaces carrées seraient occupées respectivement par les odeurs constituées par trois composants et quatre composants.

Une sensation agréable (parfumé, épicé) ou bien désagréable (putride, brûlé), tous sont induits par l'inhalation de matières volatiles. Les composés organiques volatils (VOCs) sont les sources d'odeur. Des centaines de milliers de matériaux produisent d'odeurs (autrement dit VOCs). À titre d'exemple, la série aromatique (benzène) et les composés contenant de l'oxygène (comme l'alcool et la cétone) et de l'azote sont parmi les VOCs qui peuvent être, percevoir comme odeurs par l'être humain. Le fluor, le soufre, l'ammoniac et le sulfure d'hydrogène sont généralement des odeurs désagréables.

Tableau 1.1 Classes primaires d'odeurs

Classes d'odeurs	Exemples
Camphorique	Boules à mites
Parfum musqué	Parfum / Après rasage
Roses	Florale
Menthe poivrée	Gomme à la menthe
Éthéré	Liquide de nettoyage à sec
Âcre	Vinaigre
Putride	Oeufs pourris

Les composés organiques volatils (VOCs) ont des masses moléculaires compris entre 30 et 300 g / mole (Yuwono & Lammers, 2004). Les molécules les plus lourdes ne peuvent pas être actives à la température ambiante, car ils ont généralement une pression de vapeur trop basse. C'est pour ça, ils ne se présentent pas sous forme de VOC. La volatilité des molécules est

déterminée à la fois par leur poids moléculaire et par leur interaction intermoléculaire. Le tableau 1.1 présente les sept classes primaires d'odeurs avec des exemples de produits.

1.2.1 Les caractéristiques des odeurs

Les odeurs ont des caractéristiques qui sont communes :

- des substances de composition chimique similaire ou différente peuvent avoir une même odeur ;
- la nature et la force de l'odeur peuvent varier à la dilution de produit ;
- l'odeur forte domine toujours les odeurs faibles ;
- le mélange de deux odeurs de même force produit une combinaison, dont l'un, ou les deux peuvent être difficiles à reconnaître ;
- l'individu perd rapidement sa conscience de la sensation à l'exposition à une odeur d'intensité constante. Et il ne le remarque que lorsque l'intensité change ;
- la cause d'une plainte est souvent une odeur inconnue ;
- l'odeur voyage sous le vent ;
- la personne peut sentir une odeur à distance ;
- plusieurs animaux ont un sens de l'olfaction plus aigu que l'homme ;
- la réponse à un parfum (le goût et le dégoût) dépend souvent de l'association de ce dernier avec une expérience agréable ou désagréable.

1.2.2 Les paramètres des odeurs

Pour quantifier une odeur, il y a plusieurs paramètres qui dépendent généralement de l'être humain : le seuil de détection, l'intensité, la tonalité hédonique et la caractérisation d'odeur.

- **le seuil de détection** : est la plus basse concentration de l'odeur, qui peut être détectée par un certain pourcentage de la population (généralement 50%). Cette concentration correspond à une unité de l'odeur ;
- **l'intensité** : c'est une force liée à la concentration de l'odeur. Elle est divisée en catégories allant de « non perceptible » à « extrêmement fort » ;
- **la tonalité hédonique** : c'est le degré de satisfaction associé à la perception d'une odeur. Cette mesure dépend d'expérience antérieure et des émotions ressenties d'une personne lors de la perception d'une odeur ;
- **la caractérisation** : c'est fondamentalement ce que l'odeur sent. Le caractère d'une odeur peut varier avec intensité. Par exemple, le dioxyde d'azote (NO_2) a une odeur irritante et piquante. Il est difficile à évaluer ce paramètre.

1.3 Nez biologique

La première étape de l'olfaction est l'aspiration qui consiste à pousser un mélange uniforme des substances odorantes vers la partie supérieure de la cavité nasale (la couche de mucus, la Figure 1.2).

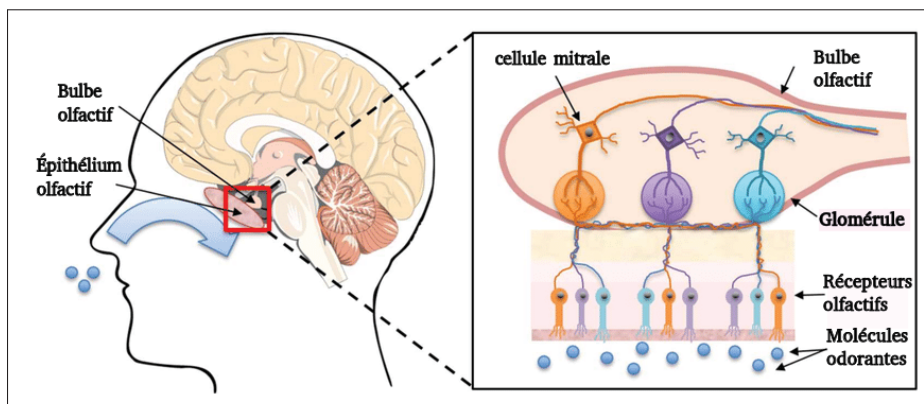


Figure 1.2 Système olfactif
Tirée de Wenny (2016)

Ensuite, les molécules dissoutes dans la couche de mucus vont être transportées vers les cils qui sont les neurones récepteurs olfactifs. À la fin de cette phase, les molécules odorantes s'accrochent aux récepteurs olfactifs. Une stimulation chimique à travers la membrane de récepteur se manifeste à cause de mouvements des protéines liées temporairement aux molécules odorantes. Au cours de cette stimulation, des signaux électriques se produisent au niveau des neurones récepteurs. Ces signaux sont transportés vers le bulbe olfactif. La détection se fait au niveau du cortex olfactif. Le cortex olfactif c'est la destination des informations (réponses aux molécules odorantes) qui suit le bulbe olfactif. De plus, la reconnaissance des odeurs se déroule au même niveau que la détection. Mais le responsable de la reconnaissance c'est le cerveau. Puisqu'il n'y a pas des récepteurs individuels pour des odeurs spécifiques, le cerveau assure la reconnaissance à partir des informations qui ont été transmises au cortex cérébral (substance grise du cerveau). À la fin du processus d'olfaction, il y a le nettoyage des récepteurs olfactifs. L'aspiration de l'air frais élimine les molécules odorantes et nettoie les récepteurs. (Patel, 2014)

1.3.1 Récepteurs olfactifs

Les récepteurs olfactifs, dans la Figure 1.3, sont des cellules réceptrices situées dans le toit de la cavité nasale.

Ce sont des neurones uniques, car ils ont un cycle de vie de cinq à huit semaines. À la fin de chaque cycle, les neurones qui meurent sont remplacés par des nouveaux. Plus que de 10 millions des cellules réceptrices sont réparties au centre de la membrane muqueuse (la couche de mucus). Les récepteurs de substances odorantes se localisent spécifiquement sur les cils. Les signaux électriques générés se déplacent de la membrane muqueuse, particulièrement de cils, à travers les dendrites vers le corps cellulaire. Le récepteur est un neurone bipolaire recouvert de cils non mobiles. Les axones sont les canaux qui relient les neurones par le bulbe olfactif à travers le nerf crânien (petits faisceaux nerveux). Une fracture ou une autre pathologie au niveau du crâne peut couper ces faisceaux nerveux. Par conséquent, une anosmie totale ou partielle (perde de l'odorat) peut se produire. Les patients qui souffrent d'anosmie ne trouvent pas, souvent, de goût pour la nourriture, car la sensation de goût et la sensation olfactive sont

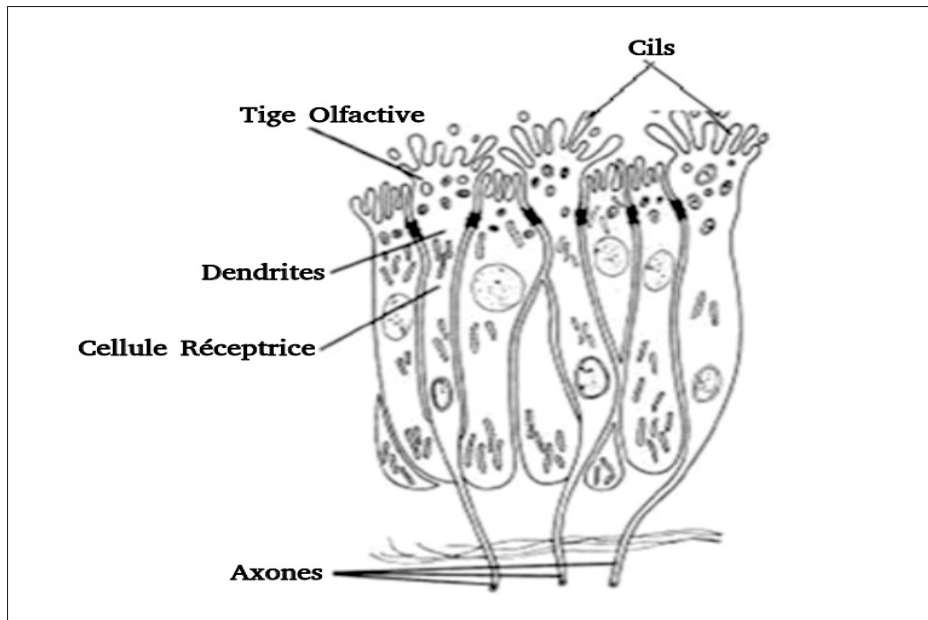


Figure 1.3 Cellule réceptrice
Tirée de Patel (2014)

liées. Le fait que les récepteurs olfactifs (détectent des vapeurs provenant de sources lointaines) sont plus sensibles que les récepteurs gustatifs (détectent des quantités de produits chimiques), seulement quelques produits chimiques stimulent les cellules réceptrices d'odorat et du goût. (Patel, 2014)

1.3.2 Bulbe olfactif

Les bulbes olfactifs sont des dérivés de télencéphale (hémisphères cérébraux), ils sont situés sur la face ventrale des lobes frontaux. Les cellules mitrales sont les principaux neurones du bulbe olfactif puisqu'ils contiennent les synapses des nerfs olfactifs et les axones qui se projettent directement sur le cortex olfactif. Le glomérule olfactif est constitué par 26000 (moyenne) axones des récepteurs. Il est responsable de la transmission de réflexes olfactifs (impulsions) vers le système limbique (cerveau émotionnel) et l'hypothalamus. Avant la transmission des signaux à l'aide du glomérule de nombreux prétraitements s'effectuent au niveau du bulbe olfactif. À la fin des analyses, des messages spécifiques se produisent pour chaque combinaison des entrées. Après, les messages sont envoyés vers plusieurs parties du cerveau, y compris le

cortex entorhinal (une zone du cerveau fait partie de fonctionnements de l'olfaction et de la mémoire). Le rôle de cette zone est de combiner les signaux du bulbe olfactif et ceux d'autres systèmes sensoriels.

1.3.3 Cortex olfactif

On appelle le cortex olfactif, les parties du cortex cérébral qui sont liés aux axones de cellules mitrales. La localisation du cortex olfactif est la base du lobe frontal et de la face médiale du lobe temporal. De plus, il n'y a pas de connexion intermédiaire entre les entrées sensorielles et le cortex olfactif.

La Figure 1.4 résume les liaisons entre les différents organes du nez biologique.

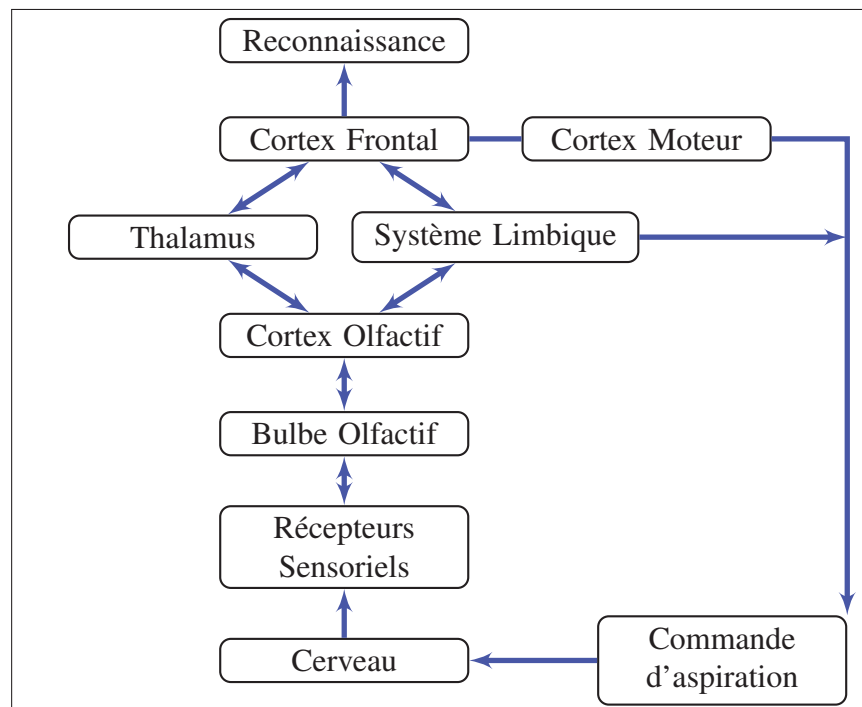


Figure 1.4 Voies olfactives
Tirée de Patel (2014)

1.4 Nez artificiel

Le nez artificiel «Electronic nose» est un système qui simule le nez biologique et son rôle. Ainsi, les deux ont presque le même principe de fonctionnement.

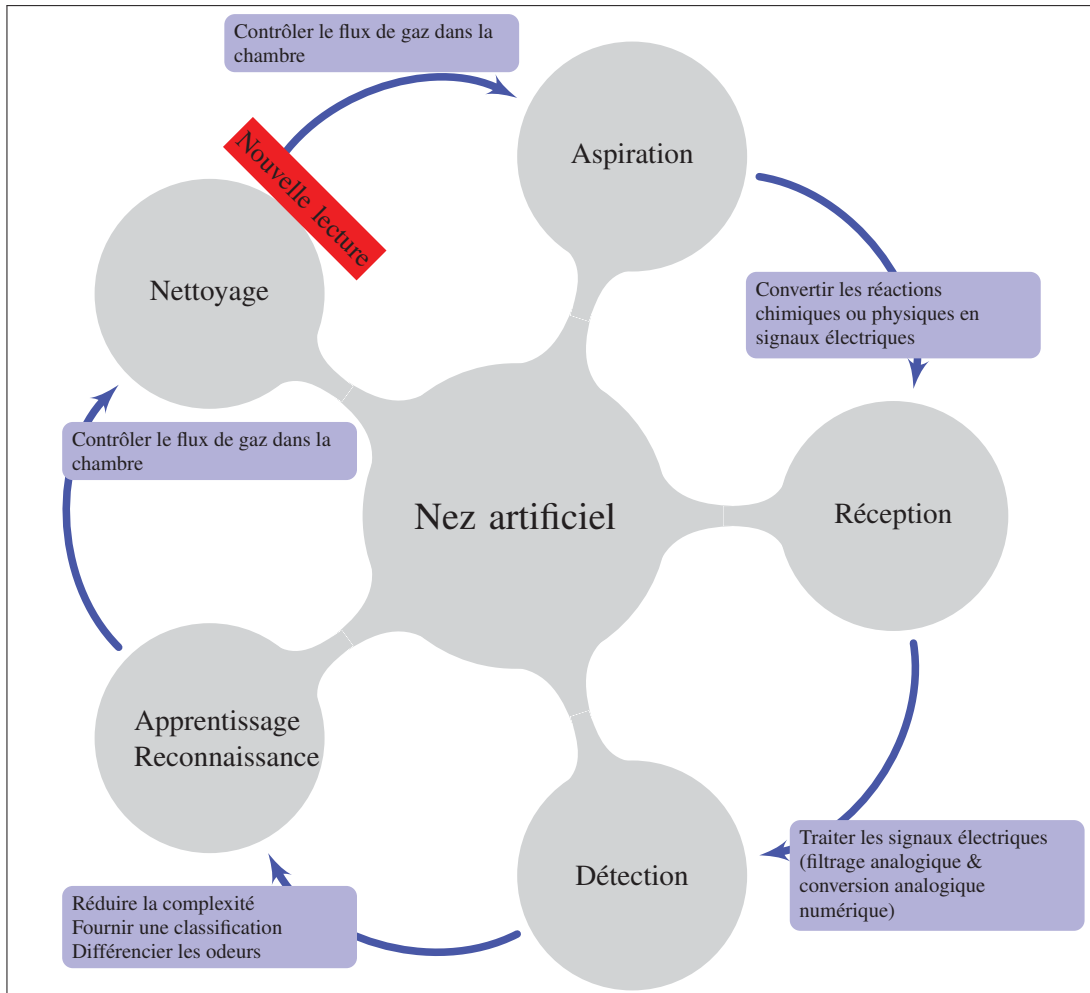


Figure 1.5 Architecture d'identification des odeurs

L'architecture d'identification des odeurs d'un nez artificiel peut être résumée à la Figure 1.5. Le principe se base sur l'hypothèse que chaque odeur a un motif caractéristique de certains composés. Sur la base de cette empreinte, les capteurs convertissent les réactions chimiques ou physiques en signaux électriques. Ainsi, le processus commence par collecter les réponses de chaque capteur. De nombreux capteurs réagissent avec plusieurs espèces chimiques. Le choix

de la technologie et du nombre de capteurs qui se trouvent dans une chambre étanche dépend, généralement, du type d'odeurs à détecter. Pour contrôler le flux de gaz dans la chambre d'ensemble de capteurs, il y a un système des entrées sorties. Afin d'avoir des données compréhensibles par le système de reconnaissance, généralement par un ordinateur, les signaux électriques sont traités. Le traitement, à ce stade, se fait essentiellement par des filtres analogiques et des convertisseurs analogiques numériques. Un autre traitement se déroule après la conversion, il consiste à réduire la complexité de la réponse résultant (l'ensemble de réponses de tous les capteurs) par diverses techniques de prétraitement. À partir de ce point, le système d'apprentissage et de reconnaissance peut être utilisé pour fournir une classification et différencier des odeurs les unes des autres.

1.4.1 Réception

L'analyse des VOCs se fait généralement avec des capteurs de vapeurs chimiques. L'utilisation d'un ensemble de ces capteurs avec un algorithme de reconnaissance augmente le nombre d'applications et améliore le degré de sélectivité de quelques types de capteurs. Le nez artificiel, comme il est mentionné avant, exploite cette utilisation pour l'analyse des odeurs. Ainsi, plusieurs types de capteurs de vapeurs chimiques ont été utilisés dans le nez artificiel. Le principe du transducteur varie selon la caractéristique physique ou chimique de VOC sur laquelle se base la technologie de capteur.

Il y a quatre principes des transducteurs : électrochimique, thermique, gravimétrique et optique. Chaque transducteur comporte un ou plusieurs types de capteurs. Cependant, ces derniers se ressemblent dans le principe et se diffèrent dans l'exploitation de principe. La Figure 1.6 résume les différentes technologies de capteurs des vapeurs chimiques telles que :

- **AGS :** «Amperometric Gas Sensor» (ampérométrie),
- **CP :** «Conducting Polymers» (polymères conducteurs),
- **MOSFET :** «Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor»
(Transistor à effet de champ en oxyde métallique),

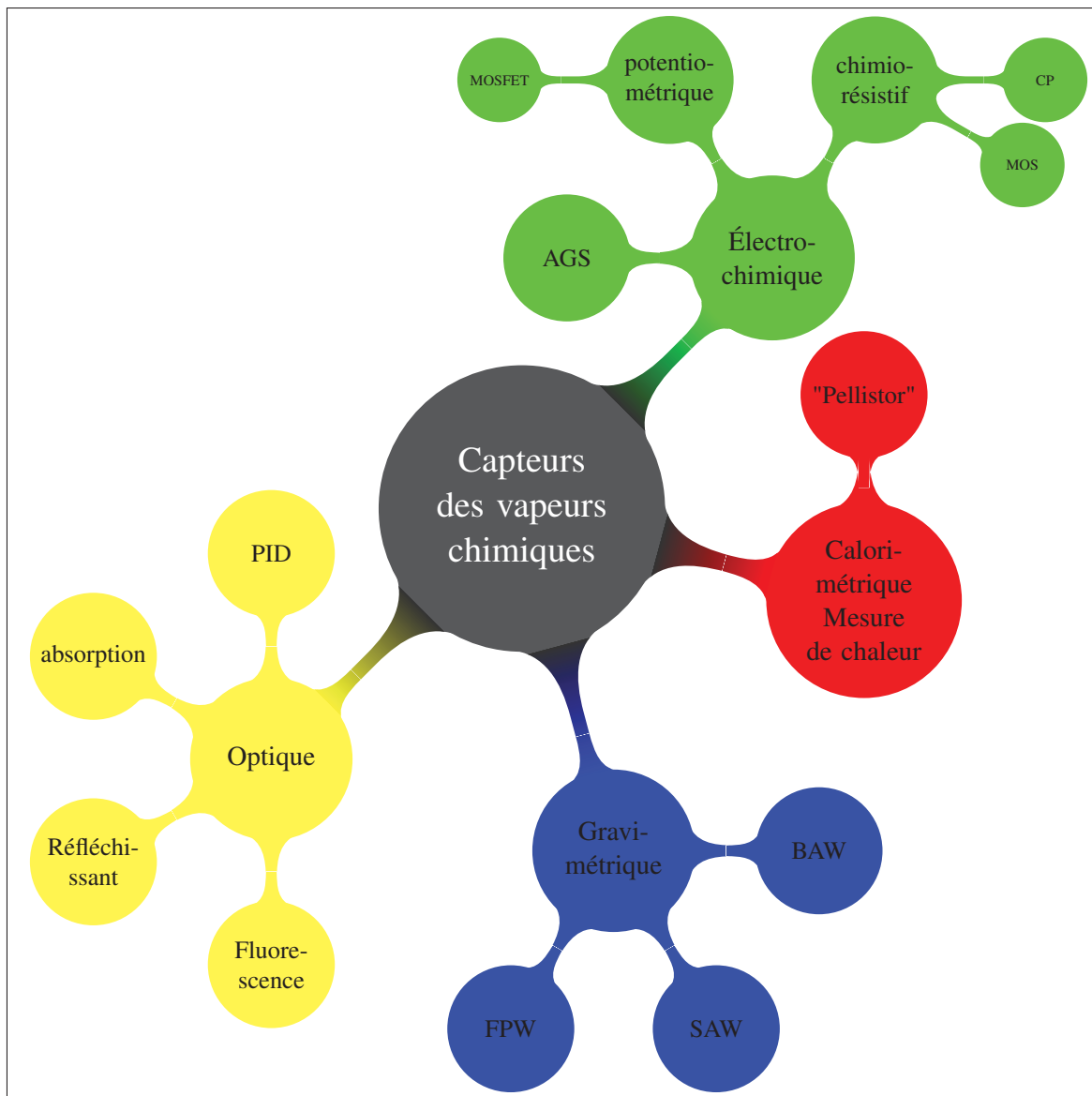


Figure 1.6 Architecture d'identification des odeurs

- **MOS** : «Metal Oxide Semiconductor» (Semi-conducteurs d'oxydes métalliques),
- **BAW** : «Bulk Acoustic Wave» (Onde acoustique globale),
- **SAW** : «Surface Acoustic Wave» (Onde acoustique de surface),
- **FPW** : «Flexural Plate Wave» (Onde de plaque de flexion),
- **PID** : «Photo Ionisation Detector» (photo-ionisation).

1.4.1.1 AGS (Capteur de gaz ampérométrique)

L'AGS est l'abréviation d'un capteur ampérométrique. Pour une raison de simplification, il est connu généralement sous le nom du capteur électrochimique.

Le capteur électrochimique est basé sur les réactions d'oxydations et de réductions. Il comporte essentiellement deux électrodes (contre électrode et électrode de travail) émergées dans une solution. La partie de gaz absorbée (par la membrane et le trou) entre en réaction d'oxydation (ou réduction) avec l'électrode de travail. Dans l'autre côté, une réaction de réduction (ou oxydation) se déroule dans l'électrode auxiliaire (contre électrode). Le sens de courant qui circule entre les deux électrodes dépend de la nature de réaction au niveau de l'électrode de travail. S'il y a une réaction d'oxydation au niveau de l'électrode de travail le courant entre dans cette électrode, sinon le courant circule dans l'autre sens. Mais la plupart de capteur électrochimique comportent trois électrodes (Figure 1.7). Ce dernier c'est l'électrode de référence, il assure la stabilité de capteur (potentiel stable et constant au niveau d'électrode de travail).

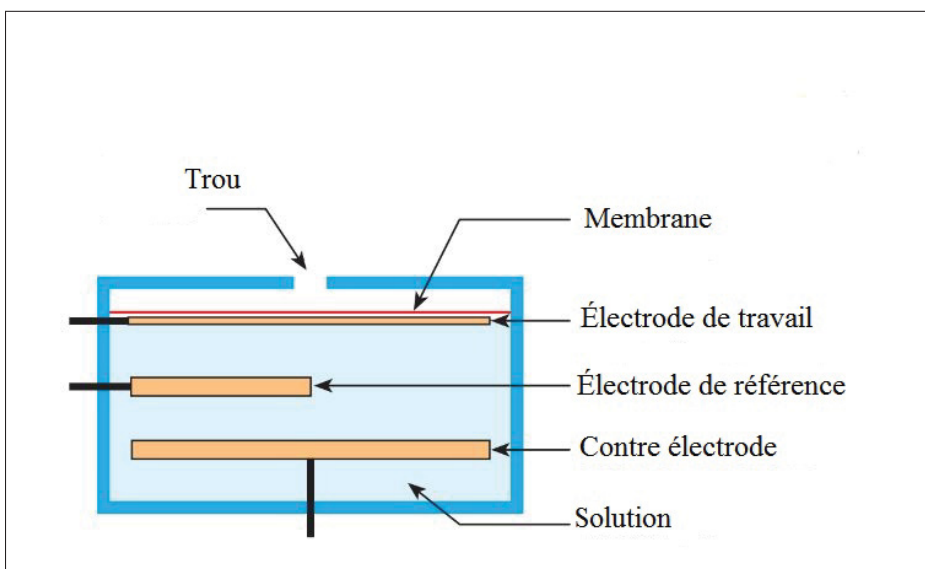


Figure 1.7 Architecture standard d'un capteur AGS (capteur électrochimique)

1.4.1.2 MOS (Semi-conducteurs d'oxydes métalliques)

Même que l'AGS, le processus de fonctionnement de MOS est basé sur les réactions d'oxydations et de réductions. Durant l'étape d'oxydation, l'oxygène de l'air est absorbé, c'est qui augmente la résistance du capteur en piégeant les électrons libres de la bande de conduction du semi-conducteur. Le phénomène de piégeage consiste à former une barrière potentielle entre les joints de grains dans l'oxyde métallique à l'aide d'oxygène adsorbé. La phase de réduction, c'est la phase durant laquelle l'oxygène absorbé réagit avec les VOC. Cette réaction diminue les atomes d'oxygène ce qui entraîne une diminution de la barrière potentielle, réduisant ainsi l'effet de piégeage des électrons. Par l'effet d'affaiblir la barrière, plusieurs électrons retournent, ainsi, dans la bande de conduction. La taille du grain d'oxyde métallique ainsi que le type du VOC qui réagit avec l'oxygène adsorbé sur la surface de détection jouent un rôle très important dans le changement de résistance (Maekawa *et al.*, 2001).

La technologie MOS est l'une des technologies de détection de gaz la plus utilisée dans le nez artificiel.

1.4.1.3 MOSFET (Transistor à effet de champ)

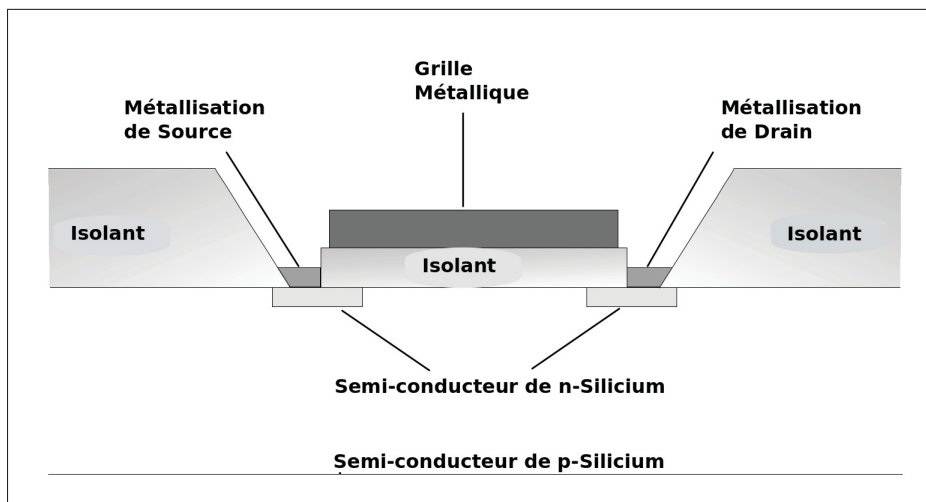


Figure 1.8 Architecture standard d'un capteur MOSFET (Transistor à effet de champ en oxyde métallique)

Le capteur de gaz MOSFET se base sur les propriétés de matériaux semi-conducteurs et les réactions d'oxydation et de réductions comme les capteurs MOS. Cependant, l'architecture de MOSFET est similaire à celle de transistor. Le capteur MOSFET comporte essentiellement trois régions séparées par un isolant (Figure 1.8). La grille métallique, qui est généralement en platine (Pt) ou en palladium (Pd), sur laquelle un potentiel est appliqué. La source et le drain qui sont séparés par semi-conducteur-isolant. À la limite d'inversion d'isolant, un canal (région d'appauvrissement), qui permet au courant électrique de circuler de la source au drain, est créé. Le potentiel appliqué sur la surface du semi-conducteur contrôle le courant de drain en agissant sur la taille de la région d'appauvrissement et sur la concentration des porteurs de charge à la surface. Toute réaction entre un VOC et la surface peut modifier les propriétés de la grille métallique ou de l'isolant c'est qui entraîne une modification du courant de drain en changeant des propriétés électriques des capteurs MOSFET. De techniques microélectroniques peuvent être appliqués dans la fabrication des capteurs de gaz MOSFET.

1.4.1.4 "Pellistor"

Les "pellistor" sont de capteurs de gaz de nature calorimétrique (mesure de chaleurs). Ils sont utilisés essentiellement pour détecter les gaz combustibles (méthane, propane, butane, etc.). Le terme "pellistor" est une combinaison de deux mots "pellets" et de "resistor". Les "pellets" sont de petites pastilles de céramique chargée de catalyseur. Ils sont les principaux constituants des éléments de détection dont leurs résistances varient en présence des gaz ciblés.

Les "pellistor" peuvent être divisés en deux familles en se basant sur des propriétés caractéristiques thermiques du gaz :

- conductivité catalytique → enthalpie de combustion,
- conductivité thermique (TC) → conductivité thermique.

La variation de température est mesurée généralement de manière résistive, soit par un détecteur de température à résistance en platine, soit par une thermistance.

Le capteur catalytique est le type de “pellistor” le plus utilisé dans l’industrie. En mettant le gaz cible en feu, une enthalpie de combustion spécifique est générée. Cette enthalpie permet ainsi la détection d’espèce chimique à faible concentration dans un temps de réponse court (Kulinyi *et al.*, 2005).

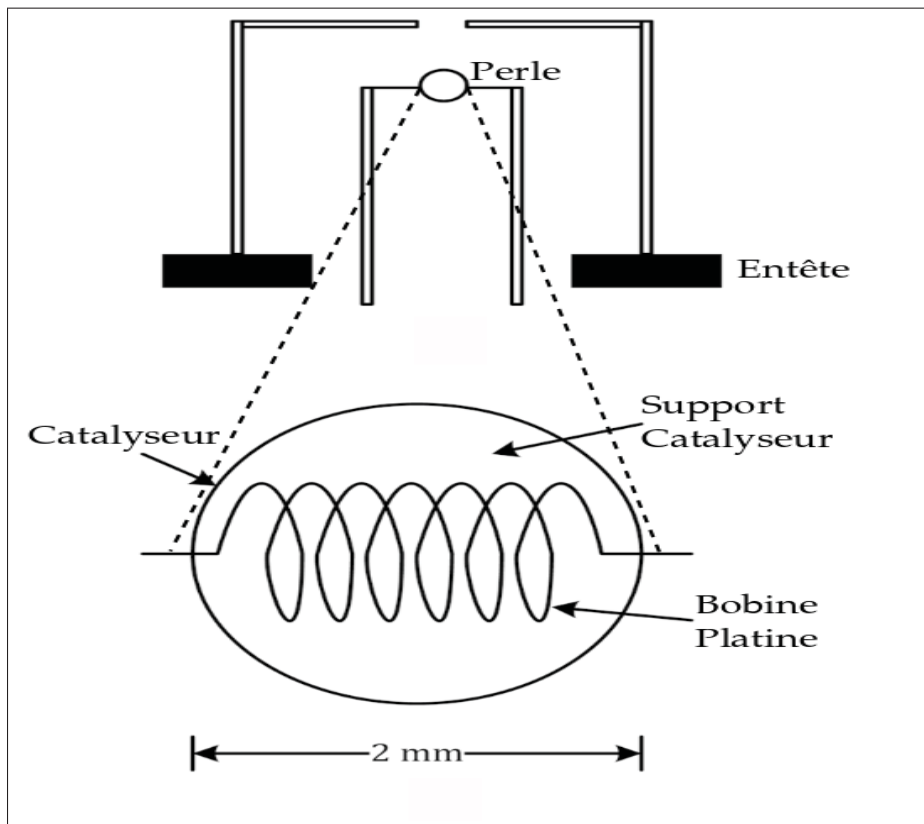


Figure 1.9 Architecture standard d’un capteur catalytique (“Pellistor”)

La Figure 1.9 est l’architecture standard d’un capteur catalytique. Une perle en céramique contient une grande surface de couche catalytique avec une bobine de platine servant de chauffage / calorimètre. À une température de la couche catalytique inférieure à 500° C, le gaz combustible s’enflamme à la surface de cette couche et modifie ainsi la résistance de la bobine.

1.4.1.5 BAW (Onde acoustique globale)

Les capteurs à onde acoustique globale (BAW), les capteurs à mode de cisaillement d'épaisseur (TSM) ou les capteurs à microbalances à quartz (QCM ou QMB) sont tous des noms pour le même type de capteurs de gaz. Ils sont généralement en coupe AT (compensation de la contrainte de température).

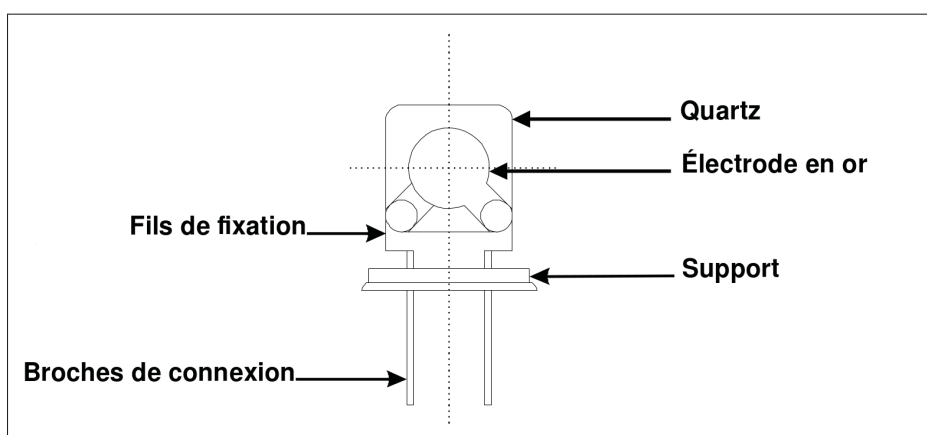


Figure 1.10 Architecture standard d'un capteur BAW dans un support commercial HC-49U

La Figure 1.10 montre une architecture d'un capteur BAW dans un support commercial HC-49U. Le cristal est forcé à osciller à une fréquence fondamentale par les électrodes en or fixées au quartz en exerçant un courant alternatif. Comme les électrodes sont liées aux bornes du cristal, l'onde générée traverse la totalité du matériau. Les capteurs BAW typiques ont les caractéristiques suivantes :

- des plaquettes de quartz de diamètre compris entre 6 et 8 mm,
- des électrodes en or de diamètre compris entre 3,5 et 5,5 mm,
- des fréquences fondamentales comprises entre 10 et 30 MHz.

Dans les applications à nez artificiel, les cristaux ont subi généralement de revêtement. C'est une couche chimique ou biochimique qui recouvre le cristal en permettant l'extraction d'une

espèce chimique à partir d'un échantillon à tester. Le principe de la détection est que le changement de fréquence du dispositif (décalage de fréquence) est proportionnel à la masse de matériau déposé sur le cristal.

1.4.1.6 SAW (Onde acoustique de surface)

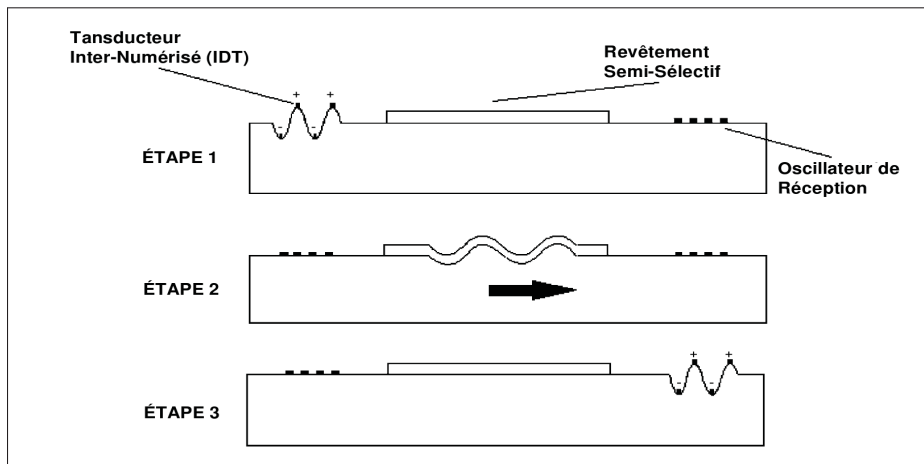


Figure 1.11 Architecture standard d'un capteur SAW (Onde acoustique globale) à ligne à retard

La limite sans contraintes à la surface d'un cristal permet un mode acoustique, dont la propagation est confinée à la surface. Il est connu sous le nom d'une onde acoustique de surface (SAW) (Ballantine Jr *et al.*, 1996). Un transducteur interdigital (IDT) génère des SAW sur un cristal piézoélectrique dans une première étape. Les substrats les plus utilisés pour les SAW sont le quartz et le Niobate de lithium (LiNbO_3) à coupe ST (compensation de la contrainte de température). Il y a deux familles de capteurs SAW :

- capteur à ligne à retard,
- capteur à résonateur.

Dans la première famille, l'onde se propage à partir de l'IDT jusqu'à un oscillateur de réception en passant par le cristal (étape 2 et 3). L'interaction avec l'échantillon a lieu sur la ligne

à retard qui définit la zone dans laquelle l'onde se déplace. La ligne à retard peut avoir un revêtement semi-sélectif. La Figure 1.11 décrit la progression des SAW sur un substrat de ligne à retard (Janata, 2010). Dans les capteurs à résonateur, le substrat contient des crêtes qui réfléchissent l'onde jusqu'à l'IDT pour la détection. Les fréquences de fonctionnement des SAW sont généralement comprises entre 150 et 400 MHz.

1.4.1.7 Absorption : Détecteur infrarouge

Le détecteur infrarouge (IR) est basé sur les radiations infrarouges (Jack, 1999a). Le spectre électromagnétique a une grande étendue de fréquences (entre 10^6 Hz (fréquence radio) et 10^{20} Hz (rayon gamma)), mais la lumière IR (entre $3 \cdot 10^{12}$ et $3 \cdot 10^{14}$ Hz) est le seul plage du spectre de fréquence utilisé dans l'analyse de gaz.

Chaque molécule de gaz a sa propre fréquence naturelle qui peut être entre $6 \cdot 10^{13}$ et $15 \cdot 10^{13}$ Hz. Une molécule ne peut pas absorber que les fréquences les plus proches de sa fréquence naturelle. C'est pour cette raison, la lumière IR est sélective pour plusieurs types de gaz.

Lorsqu'un gaz interagit avec une lumière IR deux changements se manifestent :

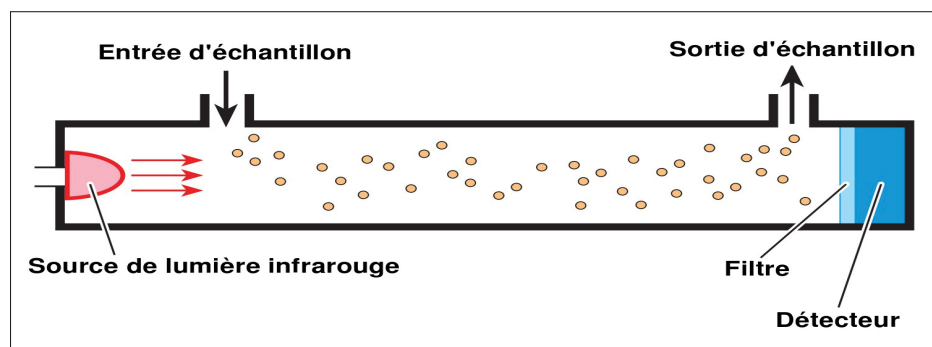


Figure 1.12 Architecture de base d'un détecteur infrarouge (Absorption)

- augmentation de la température du gaz dû à l'énergie absorbée,
- diminution de l'énergie de radiation de lumière IR.

Donc il y a deux façons de détecter la concentration de gaz (puisque la variation de concentration est proportionnelle à ces deux changements) : détecter la température de gaz ou bien l'énergie de radiation électromagnétique.

La figure 1.12 décrit une architecture de base d'un capteur IR.

Il comporte essentiellement quatre parties :

- **le détecteur** : c'est le composant principal du capteur. Il convertit les changements de la température ou de l'énergie de radiation électromagnétique en signal électrique. Il existe plusieurs types de détecteurs comme : la thermopile, le bolomètre à thermistance, le détecteur de photons, etc ;
- **source de lumière IR** : il faut que la source capable de générer la fréquence naturelle de gaz à détecter. Parfois, il est nécessaire d'alterner l'émission de la lumière selon le type de capteur ;
- **filtre optique** : selon le type de filtre, on distingue le capteur dispersif (utilisation d'écran de diffraction ou prisme comme filtre) et le capteur non dispersif (utilisation d'un filtre optique discrète passe-bande) ;
- **cellule de gaz/chemin de lumière** : c'est le parcours de la lumière par le gaz. Plus le chemin est long, plus le signal est mieux.

Le gaz circule dans la cellule de gaz par des orifices. Une fréquence de la lumière IR est absorbée par le gaz. Le filtre optique va filtrer la lumière résultante et le détecteur transforme ce changement en signal électrique.

1.4.1.8 PID (photo-ionisation)

Afin d'ioniser les molécules de gaz, le détecteur à photo-ionisation (PID) utilise la lumière ultraviolette (UV). Il est généralement utilisé dans la détection de composés organiques volatils (VOCs) (Jack, 1999b).

La lumière (UV) est l'ensemble de rayonnement dont, selon le spectre de rayonnement électromagnétique, les fréquences se situent directement au-dessus de la lumière visible. Les longueurs d'onde UV sont dans l'ordre du nanomètre ($\text{nm} = 10^9 \text{ m}$). Puisque les longueurs d'onde UV sont plus courtes que les longueurs d'onde IR, donc le rayonnement UV a plus d'énergie que le rayonnement IR. C'est vrai que les longueurs d'onde de la lumière IR sont la seule plage de longueurs d'onde utilisée pour l'analyse de gaz, mais l'énergie de la lumière UV peut être utilisée dans la détection de gaz selon le principe de fonctionnement de PID.

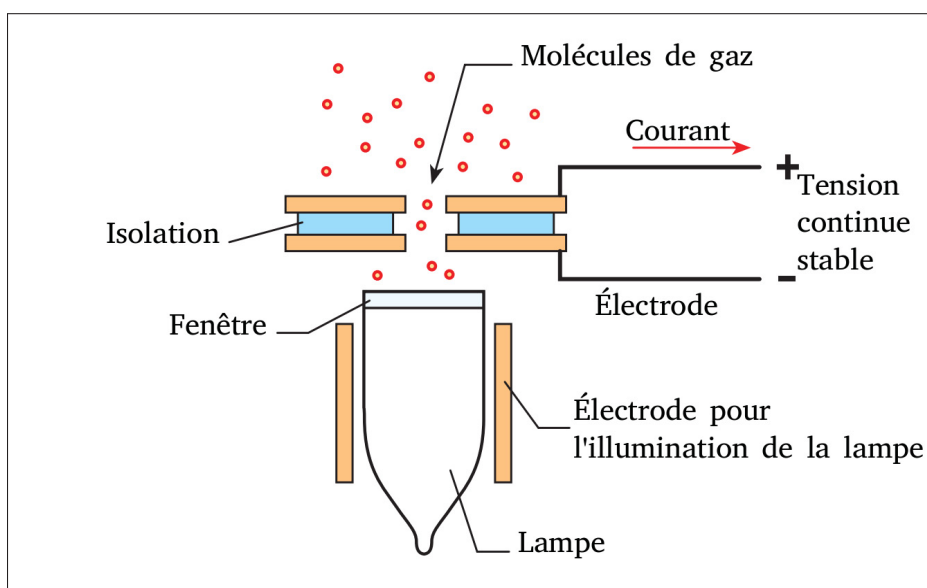


Figure 1.13 Architecture standard d'un PID (photo-ionisation)

Le cœur du PID est essentiellement une lampe qui émet une lumière UV. En fonction du fabricant, il y a différentes tailles et dimensions de lampes. Elle est remplie d'un gaz inerte à basse pression qui est caractérisé par une longueur d'onde de la lumière UV. Par exemple, le krypton, lorsqu'il est excité, émettra un rayonnement de 123.9 nm et 116.9 nm, ou l'équivalent de 10 eV et 10,6 eV [Un électron-volt (eV) est égal à $1,2395 \times 10^{-6} / \text{longueur d'onde (nm)}$]. Le terme eV est utilisé par commodité pour donner une expression numérique simple de la force de rayonnement.]. Cette lampe de 10,6 eV est la lampe la plus utilisée actuellement dans les instruments PID.

La plupart des matériaux absorbent le rayonnement de la lumière UV et empêchent sa transmission. Par conséquent, pour faire passer ces émissions spectrales, des matériaux spéciaux sont placés à l'extrémité de décharge de la lampe (fenêtre, la Figure 1.13). Ces matériaux de fenêtre sont des cristaux qui dépendent de la nature de la lampe utilisée.

Deux plaques d'électrodes se trouvent directement devant la fenêtre de la lampe. Une tension continue stable est appliquée au niveau des électrodes de façon que chaque modification mineure du champ électrique peut être détectée. À la présence des molécules de gaz dont son potentiel d'ionisation est inférieur à l'énergie de rayonnement de la lampe entre les électrodes. Le rayonnement de la lumière UV va ioniser ces molécules et les électrons libres vont être collectés par les électrodes. Ainsi un courant dont l'amplitude est directement proportionnelle à la concentration de gaz va être créé.

1.4.2 Détection

L'art de savoir mesurer une grandeur physique (température, pression, concentration, etc.) est indispensable dans tous les domaines. Quantifier la grandeur peut être l'objectif final comme peut-être une étape nécessaire dans un processus (régulation, maintenance, information, etc.). Cet art se manifeste par l'ensemble de capteurs. Chaque grandeur physique peut avoir un ou plusieurs types de capteurs capables de donner une estimation de sa quantité. Le principe de fonctionnement du capteur se diffère d'un capteur à l'autre, il dépend de technologies et de concepts (conductivité, oxydoréduction, longueur d'onde, etc.) utilisés. Cette différence de principe engendre plusieurs types de sorties.

Dans la plupart des applications, les sorties de capteur sont utilisées par un microcontrôleur. Le système d'acquisition, ou bien *Analog Front End* (AFE) (Figure 1.14) a comme rôle de transformer la sortie de capteur en un signal compréhensible par le microcontrôleur. Parfois, la sortie est transmissible (amplitude acceptable), dans ce cas on passe immédiatement au bloc de conversion analogique/numérique ADC. L'ADC est le bloc qui vient directement avant le microcontrôleur et transforme l'entrée analogique en une sortie numérique. Mais pour plusieurs

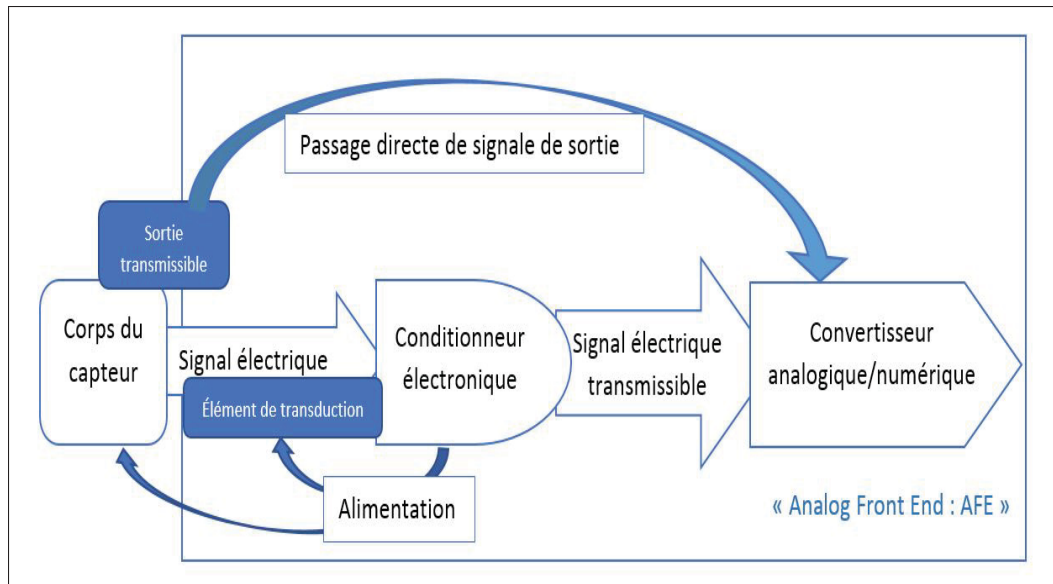


Figure 1.14 Système d'acquisition de données d'un capteur
Analog Front End

capteurs, il existe un autre bloc avant le convertisseur. C'est le conditionneur électronique, il peut contenir de sous blocs d'amplification et de filtrage et parfois un élément de transduction. Cet élément est utilisé essentiellement avec les capteurs passifs (variations d'impédance) pour traduire les variations d'impédance en une variation de tension ou bien courant. Il a besoin d'une alimentation. Il y a aussi de capteur qui demande une alimentation pour la stabilité de fonctionnement.

1.4.2.1 Conditionneur électrique

Le conditionneur électronique est un circuit capable de transformer une sortie de capteur insupportable par le convertisseur analogique/numérique en un signal transmissible. Pour avoir ce signal, les variations au niveau du capteur peuvent passer par plusieurs circuits qui forment le conditionneur. Ces circuits peuvent être de circuits d'amplification, de filtrage, ou de transduction. La structure de conditionneur dépend essentiellement de la technologie de capteur et sa sortie.

1.4.2.2 Convertisseur analogique numérique

En sciences et en génie, la majorité des signaux directement rencontrés sont de nature continue (une valeur à chaque instant) : la variation de tension avec le temps, le changement de la résistance d'un matériau avec la température ou bien réaction chimique, etc. Cependant, les ordinateurs numériques utilisent les informations numériques ou bien discrètes (les valeurs entre les échantillons non connus). Ainsi, la conversion analogique numérique (ADC) et la conversion numérique analogique (DAC) sont les processus qui assurent l'interaction des ordinateurs avec les signaux continus. L'information numérique ou bien la sortie de ADC est caractérisée par deux principales propriétés : elle est échantillonnée (la période à laquelle une valeur sera quantifiée) et elle est quantifiée (processus de conversion d'une valeur en code binaire).

Les principales architectures de conversion sont (Le *et al.*, 2005) :

- **la conversion "Flash"** : elle consiste à comparer chaque échantillon de signal analogique d'entrée avec plusieurs signaux de référence. Si l'échantillon est supérieur à une référence, la sortie de son comparateur est égale à 1. Un décodeur convertit les sorties de comparateurs en valeur numérique ;
- **la conversion «Dual Slope»** : elle est caractérisée par le nombre d'étages qui traitent le même nombre de bits. À chaque impulsion d'horloge, le premier étage génère des bits de poids fort de signal analogique d'entrée et un résidu qui passe par un convertisseur numérique analogique vers le prochain étage. Vers la fin d'impulsion, on arrive à l'étage de bits de poids faibles ;
- **la conversion «Successive Approximation» (SAR) (à approximations successives)** : elle est basée sur un seul comparateur. Dans chaque itération, l'échantillon de signal analogique d'entrée est comparé avec un signal de référence. L'algorithme commence par un niveau haut pour le bit de poids fort. Si l'échantillon est plus grand que le signal de référence qui correspond à un bit, ce dernier reste à 1 et le prochain bit est mis à 1. Dans l'autre cas, le bit devient 0 et le prochain bit est mis à 1 ;

- **la conversion «Sigma-Delta» ($\Delta\Sigma$)** : la conversion se divise en deux étapes. Une grande trame de bits qui sont les résultats d'une simple comparaison de signal d'entrée avec plusieurs signaux de références constitue la sortie de modulateur sigma-delta (la première étape). Le décimateur (un type de filtre) assure une sortie numérique de résolution bien déterminée filtrée à partir de trame de bits.

Le tableau 1.2 présente les principaux avantages et désavantages de différents convertisseurs analogiques numériques selon (Le *et al.*, 2005).

Tableau 1.2 Comparaison entre les différentes technologies de convertisseurs analogiques numériques

ADC	Avantages	Désavantages
"Flash"	-Rapide -Principe de fonctionnement simple	-Faible résolution -Très chère
Sigma-Delta	-Haute résolution -Précision de composants externes non requis	-Lent
Dual Slope (integrating)	-Haute précision -Immunité au bruit supérieure	-Lent -Précision de composants externes requis
Successive Approximation	-Rapide -Précision moyenne	-En cherchant la résolution on perd la rapidité

1.4.3 Apprentissage & Reconnaissance

L'analogie est qu'un grand volume de terre et de matière première est extrait d'une mine, ce qui, lorsqu'il est traité, conduit à une petite quantité de matière très précieuse ; de même, dans l'exploration de données, un grand volume de données est traité pour construire un modèle simple avec une utilisation valable, par exemple, ayant une grande précision prédictive.
(Alpaydin, 2014)

L'exploration de données consiste à employer les méthodes d'apprentissage automatique dans de grandes bases de données pour trouver un modèle qui répond à certains besoins selon le domaine d'application.

Tableau 1.3 Quelques domaines d'applications d'apprentissage automatique avec ses besoins

Domaines	Besoins
Banques de détail/ Banques de financement	Demande de crédit, Détection de la fraude, Marché boursier
Fabrication	Optimisation, Contrôle, Dépannage
Médecine	Diagnostic médical
Télécommunications	Optimiser le réseau, Maximiser la qualité du service

Ses domaines d'application sont nombreux (Tableau 1.3) et avec la croissance de Web, la recherche manuelle d'informations pertinentes devient difficile. L'apprentissage automatique n'est pas limité à l'exploration de données, mais c'est une partie de l'intelligence artificielle. L'intelligence c'est la capacité d'apprendre dans un environnement instable. Lorsque le système est capable d'apprendre et de s'adapter à toutes les situations possibles, il n'est pas nécessaire de prévoir et de fournir toutes les solutions. Ainsi, l'apprentissage automatique est un moyen pour trouver des solutions de problèmes (vision, reconnaissance vocale, robotique, etc.).

1.4.3.1 Système d'apprentissage et de reconnaissance

La programmation des ordinateurs afin d'optimiser un critère de performance, en se basant sur des données d'exemple ou d'expérience passée, définit l'apprentissage machine.

L'exécution du programme (algorithme d'apprentissage) optimise les paramètres d'un modèle selon les données de formation. Le modèle de connaissance peut être prédictif, capable de prédire le résultat, ou descriptif, capable de construire des connaissances, ou les deux. La base de l'apprentissage automatique est la théorie des statistiques. Elle est utilisée dans la construction des modèles mathématiques qui sont capables de faire des inférences à partir d'un échantillon (algorithme de reconnaissance). L'algorithme d'apprentissage, le modèle de connaissance, l'algorithme de reconnaissance avec la méthode de supervision (Figure 1.15) constituent un sys-

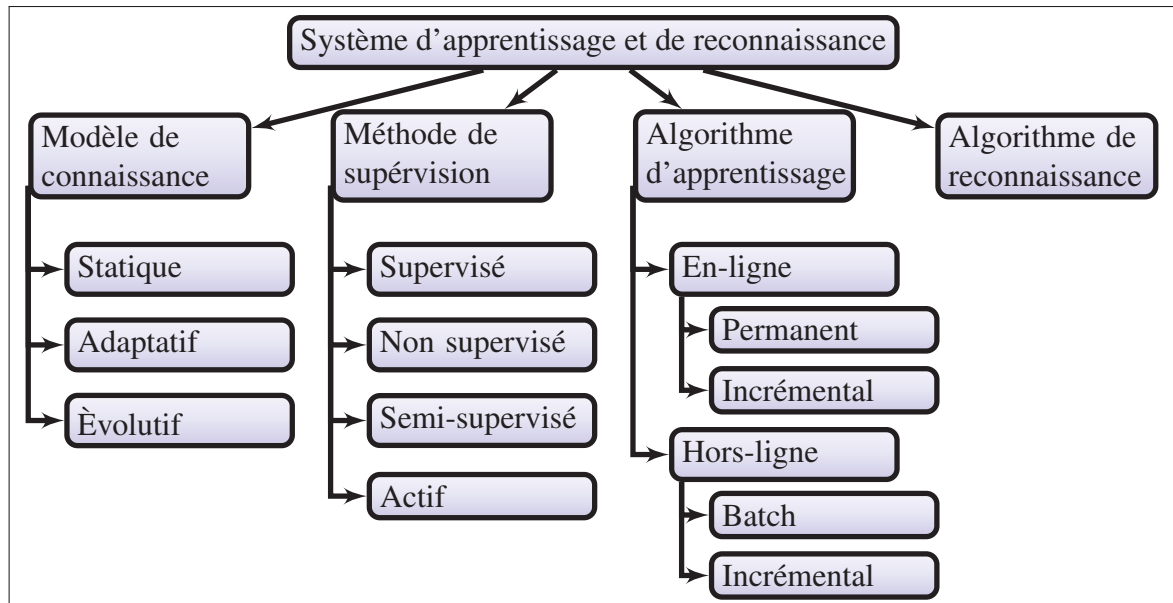


Figure 1.15 Caractéristique d'un système d'apprentissage et de reconnaissance

tème qu'on appelle le système d'apprentissage et de reconnaissance. On va parler avec détails sur ces concepts dans les prochains paragraphes.

Une fois, l'algorithme résout le problème d'optimisation en employant les données, il faut assurer l'efficacité de l'algorithme d'apprentissage. Dans certaines applications, la complexité spatiale et temporelle d'algorithme d'inférence est aussi importante que sa précision de prédictions.

Les exemples d'application de l'apprentissage peuvent être classifiés en cinq grandes catégories Bouillon (2016) :

Différents types des problèmes d'apprentissage :

- **application de classification** : il consiste à associer une classe (une étiquette) à des données inconnues. La forme d'une classe dépend du contexte de travail. Cependant, une donnée est, souvent, sous la forme d'un vecteur des entrées (systèmes d'apprentissage statistique). Comme le cas de nez électronique, un vecteur des lectures de capteurs de gaz correspond

à une odeur ou bien concentration (classe). En utilisant les données d'apprentissage dont leurs classes sont connues, le système de reconnaissance apprend à différencier entre les classes. Ensuite, le système est utilisé dans l'étiquetage des données inconnues ;

- **application de régression** : il consiste à prédire les valeurs numériques en sortie des données inconnues en entrée. Ainsi, le système de reconnaissance modélise la fonction qui relie les entrées et les sorties en se basant sur des couples entrées/sorties connues ;
- **application de regroupement** : il consiste à partitionner des données non étiquetées en des groupes, de façon que les données à l'intérieur d'un groupe sont les plus similaires et les groupes sont les plus distincts possible. Avec certains algorithmes, le nombre de groupes doit être connu, mais avec d'autres il est possible de déterminer le nombre en se basant sur les données ;
- **application de détection d'erreurs** : il consiste à modéliser une distribution de données définies dans le cas normal. Par la suite, le système doit être en mesure de distinguer les données aberrantes des données normales selon la distribution ;
- **application d'inférence de règles** : il existe l'inférence de règles d'associations et l'inférence de règles grammaticales. Le but du premier type à découvrir le rapport entre les variables se trouve souvent ensemble. Cependant, le but d'inférence grammaticale est de trouver une définition formelle (un langage) d'un problème de conclusion. C'est-à-dire une grammaire simple, modélise les données d'une classe.

Différents modèles de connaissance de classificateur

- **modèle de classificateur à caractère statique** : ce modèle est, souvent, le plus utilisé. Pendant l'utilisation du système, le modèle reste inchangeable, c'est la définition d'un modèle à caractère statique. C'est-à-dire à l'arrivée de nouvelles données, le modèle doit réapprendre de zéro pour profiter de ces informations. De plus, il est indispensable de réapprendre un autre modèle pour oublier des données obsolètes qui sont déjà employées lors de l'apprentissage du modèle ;

- **modèle de classificateur à caractère adaptatif** : contrairement au modèle à caractère statique, ce type de modèle peut être ajusté même après la phase d'apprentissage. Autrement dit, les paramètres du modèle original (créé en se basant sur de données d'entraînement) peuvent être adaptés aux nouvelles informations (Llobet *et al.*, 1999). L'apprentissage du classificateur adaptatif peut être incrémental ; la construction du modèle se fait au fur et à mesure de manipulation des données d'apprentissage. Les paramètres du modèle de classificateur à caractère adaptatif peuvent être ajustés, mais son nombre de classes (sa structure) reste le même ;
- **modèle de classificateur à caractère évolutif** : les paramètres de ce modèle peuvent être ajustés, comme le cas de classificateur à caractère adaptatif, mais même sa structure peut évoluer. Ainsi, un classificateur à caractère évolutif est un système dont sa structure est dynamique. Sans le réapprentissage du modèle, le système peut ajouter une nouvelle classe ou supprimer une classe inutile. De plus, le modèle du classificateur à caractère évolutif peut s'évoluer à chaque arrivée d'une nouvelle donnée, tout en gardant sa fonctionnalité entre temps.

Différentes méthodes d'apprentissage

- **apprentissage hors ligne** : c'est une manière avec laquelle il y a une séparation entre la phase d'apprentissage et la phase d'utilisation du système. Pendant le temps nécessaire pour optimiser le modèle, le classificateur est entraîné sur une base de données d'apprentissage comme une première étape. Une fois, le modèle optimal est assuré, comme deuxième étape, ce dernier va être utilisé par l'algorithme d'apprentissage. Le modèle généré au cours d'apprentissage est, généralement, un modèle statique (pas d'ajustement pendant l'utilisation). Cette façon de procéder comporte quelques limitations qu'ils la rendent inadéquate pour quelques applications : pour une bonne performance il faut une base d'apprentissage le plus grand possible, la base d'apprentissage doit être représentative de la distribution des données et il est impossible d'ajouter des classes lors de l'utilisation. Il y a deux mécanismes d'apprentissage hors ligne ; « batch », généralement le plus employé, et incrémental ;

- **l'apprentissage « batch »** : désigne la construction du modèle à partir de paquet, traduction du nom, des données d'apprentissage dans une seule étape ;
 - **l'apprentissage incrémental** : contrairement à l'apprentissage « batch », ce mécanisme d'apprentissage parcourt les données une par une, sans prendre en considération la totalité de données d'apprentissage.
- **apprentissage en ligne** : pour ce type d'apprentissage, il n'y a pas de séparation entre la phase d'apprentissage et la phase d'utilisation puisque dans le même cycle le système optimise le modèle et l'utilise. Comme l'apprentissage hors ligne, ce type comporte deux mécanismes d'apprentissage ; incrémental sur flux et permanent «anytime learning» .
 - **l'apprentissage incrémental sur flux** : lorsqu'on parle de l'apprentissage en ligne d'un système, on parle d'un environnement dynamique et un flux de données (une par une). Donc le système doit être capable d'évoluer avec l'évolution de l'environnement en utilisant un algorithme d'apprentissage en ligne incrémental sur flux (Choy *et al.*, 2006). Cet algorithme crée, alors, un modèle de connaissance en modélisant la donnée de l'état actuel du flux, sans prendre en considération les données de l'ancien état du flux. C'est-à-dire pour chaque nouvelle donnée, le système utilise le modèle actuel dans un essai de reconnaissance. Ensuite, selon la méthode de supervision, le système essaie de trouver l'étiquette de cette donnée. Une fois, la donnée devient étiquetée, le système l'utilise dans l'apprentissage. L'apprentissage en ligne incrémental sur flux est capable de combler les limitations de l'apprentissage hors ligne : une base d'apprentissage initiale n'est pas nécessairement le plus grand possible (système capable d'apprendre pendant l'utilisation), un système dynamique capable de s'adapter à tout changement de concepts (variation dans la distribution des données) et la possibilité d'ajouter et de supprimer des classes au cours de l'utilisation du système ;
 - **l'apprentissage permanent** : c'est une forme avancée d'apprentissage en ligne, il est caractérisé par un apprentissage continu et qui peut être interrompu à n'importe quel moment (Seidl *et al.*, 2009). Le principe de fonctionnement d'un algorithme d'apprentissage permanent est de continuer l'amélioration du modèle pendant le temps entre deux phases de reconnaissance. Ainsi, la performance d'une reconnaissance dépend du

temps entre deux reconnaissances qui correspond au temps affecté à la phase d'apprentissage. Il y a une autre appellation à ce type d'apprentissage, c'est un apprentissage qui peut être interrompu, à cause de l'interruption du processus d'apprentissage pendant la phase d'utilisation du système.

Différents types de supervision de l'apprentissage

- **apprentissage non supervisé** : il consiste à trouver dans les données non étiquetées une structure (Barra *et al.*, 2018). Comme les données ne sont pas étiquetées, elles ne sont pas rangées dans des classes prédéfinies. Les algorithmes d'apprentissage non supervisés modélisent une distribution qui décrit les regroupements les plus adéquats des données qui n'ont pas des classes prédéfinies ;
- **apprentissage supervisé** : il consiste à induire la fonction de corrélation entre les données et les étiquettes ou les valeurs associées à ces données (Barra *et al.*, 2018). On parle des problèmes de régression pour des valeurs comme des étiquettes et des problèmes de classification pour le cas des étiquettes grammaticales. Ainsi, l'ensemble de données d'apprentissage doit être étiqueté. Ensuite, le système doit être capable de prédire l'étiquette associée à des exemples inconnus ;
- **apprentissage actif** : c'est un cas spécifique d'apprentissage supervisé caractérisé par le fait que les données qui sont étiquetées sont choisies par le système (Settles, 2009). Parfois, l'étiquetage de toute la base de données d'apprentissage (cas d'apprentissage supervisé) est trop coûteux. Donc, l'apprentissage actif peut être une solution pour ces cas puisque seulement quelques données de la base d'apprentissage vont être sélectionnées pour l'étiquetage. (Tur *et al.*, 2005) propose une approche qui consiste à combiner les techniques d'apprentissage actif avec des techniques d'apprentissage semi-supervisé. Le principe est d'étiqueter manuellement quelques données stratégiques et d'utiliser les autres dans la propagation d'information. Dans certains cas, il est indispensable de définir une stratégie d'apprentissage actif pour diminuer les fardeaux du processus d'apprentissage comme la sollicitation de l'utilisateur final lorsque l'utilisateur est dans la boucle ;

- **apprentissage semi-supervisé** : dans ce cas, on utilise des données étiquetées et de données non étiquetées en même temps dans la phase d'apprentissage. Avec un étiquetage coûteux et des données non étiquetées moins évidentes à employer, l'utilité, alors, de l'apprentissage semi-supervisé est de diminuer les efforts d'annotation, en améliorant les performances de généralisation (Tomanek & Hahn, 2009). Les données qui sont étiquetées ne sont pas choisies par le système comme le cas d'apprentissage actif. L'apprentissage semi-supervisé est souvent employé sur d'énormes bases de données qui comportent peu des données étiquetées. L'apprentissage supervisé peut être considéré comme un apprentissage semi-supervisé avec des données tout étiquetées. Même l'apprentissage non supervisé qui correspond au cas où toutes les données ne soient pas étiquetées. Cependant, les données étiquetées avec les données non étiquetées peuvent améliorer les portées de généralisations du modèle. Dans (Bouchachia *et al.*, 2010) l'apprentissage semi-supervisé a été utilisé sur des systèmes évolutifs sur flux. Il y a plusieurs techniques d'apprentissage semi-supervisé : l'autoapprentissage, le co-apprentissage, l'algorithme espérance-maximisation (expectation maximisation) pour les mélanges de modèles génératifs, les machines à vecteur support transductive, etc. (Zhu, 2005).

1.4.4 Classificateur évolutif en ligne

Des interactions spatio-temporelles entre les composantes d'un système engendrent des comportements complexes difficiles à suivre. Dans le but d'améliorer les performances de système et suivre les changements dans ces conditions difficiles, l'adaptation fournit au système l'agilité nécessaire pour adapter ses propres composants. Un système adaptatif est, généralement, un système non linéaire capable d'avoir les performances spécifiques en permanence. En évaluant sa performance, les conditions de fonctionnement de ses composants et l'état de l'environnement, il adapte sa dynamique. Dès les années cinquante (Black *et al.*, 2014) les systèmes d'adaptation et d'apprentissage ont été utilisés dans le domaine d'identification des systèmes et du contrôle adaptatif. À l'année 1991, les auteurs (Platt, 1991) ont introduit la méthode du réseau d'allocations des ressources (RAN) comme le premier pas dans le domaine des systèmes

évolutifs. Un algorithme appelé la structure cellulaire en croissance (GCS) a été introduit, après trois années, par (Fritzke, 1994). GCS est une classe auto-organisée de réseaux neuronaux, en appliquant un apprentissage supervisé ou non supervisé il peut contrôler les changements dans la structure. Plus tard, à partir des années 00, l'intérêt sur le domaine des systèmes évolutifs devient de plus en plus grand. Sous un flux de données, les systèmes évolutifs mettent au courant leurs structures et leurs paramètres. Ils sont des systèmes intelligents adaptatifs qui dépassent, simultanément, les systèmes adaptatifs et l'apprentissage automatique de la dernière décennie. Les systèmes en évolution peuvent avoir des composantes structurelles de type ; des règles de production, des neurones artificiels, des regroupements de données, des règles floues ou des sous-arbres (Angelov *et al.*, 2010). Par exemple, la structure des systèmes basés sur des règles est définie par le nombre et la nature et des règles. Cependant, la structure des systèmes basés sur des neurones est caractérisée par le nombre et la nature des neurones dans les couches cachées et la topologie du réseau. Dans (Angelov & Kasabov, 2005), les auteurs font une comparaison entre l'utilisation de concept « évolutif » dans les systèmes en évolution et les algorithmes génétiques et la programmation génétique. Ainsi, dans le cas des algorithmes génétiques, un processus évolutif se manifeste, en se basant sur des mécanismes de variation et de recombinaison des générations, avec des populations d'individus (problème d'optimisation hors ligne et statique dans le temps). Cependant, pour l'autre cas, le processus évolutif survient pendant toute la durée du système.

Plusieurs méthodes évolutives ont été développées, pendant les dernières années, et donnent de bonnes performances. Les modèles résultants ont, souvent, une structure basée sur des réseaux neuronaux, des règles floues ou des concepts neuro-flous hybrides. eTS (Angelov & Filev, 2004), eTS+ (Angelov, 2010), FLEXFIS (Lughofer, 2008), FLEXFIS+ (Lughofer *et al.*, 2011), exTS (Memon *et al.*, 2006), eFuMo (Dovžan *et al.*, 2014), IBeM (Leite *et al.*, 2010), FBeM (Leite *et al.*, 2012) et GS-EFS (Lughofer *et al.*, 2015) sont parmi les méthodes les plus importantes des modèles flous. Également, on peut citer quelques méthodes des modèles neuro-flous qui sont considérés parmi les plus importantes : PANFIS (Pratama *et al.*, 2013), DENFIS (Kasabov & Song, 2002), eGNN (Leite *et al.*, 2013), GAN-FIS (Azeem *et al.*, 2003), SOFNN

(Leng *et al.*, 2004), SONFIN (Juang & Lin, 1998), SOFMLS (de Jesús Rubio, 2009), SAFIS (Rong *et al.*, 2006), SCFNN (Lin *et al.*, 2001), NFCN (Lin, 1995), D-FNN (Wu & Er, 2000), RIVMcSFNNN (Pratama *et al.*, 2017), GD-FNNs (Wu *et al.*, 2001), GAP-RBF (Huang *et al.*, 2003), NeuroFAST (Tzafestas & Zikidis, 2001), RAN (Platt, 1991), ESOM (Deng & Kasabov, 2000), ENFM (Soleimani-B *et al.*, 2010), EFuNN (Kasabov *et al.*, 1998) et Neural Gas (Fritzke, 1995).

La plupart des méthodes de régression évolutives utilisées sont dérivées de modèles RBF (modèles de fonction de base radiale) neuro-flous ou de la forme générale, GRBF (GAN-FIS). La prévision de la sortie, pour un modèle RBF, est une combinaison linéaire de fonctions de bases radiales. Une fonction de base radiale est une fonction symétrique autour d'un centre. Dans (Wu *et al.*, 2001), la fonction d'appartenance de largeur égale utilisée dans le modèle est une fonction gaussienne. Pour une fonction d'appartenance des largeurs différentes, des modèles comme le modèle dans (Leng *et al.*, 2004) utilisent de fonctions de base ellipsoïdales (EBF). Ainsi, un modèle RBF à base des fonctions d'adhésion hyperrectangles et trapézoïdales a été utilisé avec la méthode eGNN. Dans (Klančar & Škrjanc, 2015), une nouvelle approche de l'évolution des algorithmes de regroupement des composantes principales a été présentée. Elle est caractérisée par une faible complexité de temps de fonctionnement pour la mise en correspondance des données de télémètre laser (LRF).

1.4.5 L'inférence floue

La logique floue permet de résoudre tous les problèmes dans lesquels on dispose de connaissances imprécises, parcellaires, soumises à des incertitudes de nature non probabiliste. (Bouchon-Meunier, 2007)

Dans les années 1960, pour la première fois, le professeur Lotfi A. Zadeh a établi une façon, appelée la logique floue, proche de raisonnement humain pour traiter les informations imprécises. Cette théorie donne aux machines la possibilité de décrire des données qui peuvent être imprécises avec un langage de même nature que les données. Elle se base sur la notion de sous-ensembles (un échantillon de données) flous. La différence entre le sous-ensemble clas-

sique et flou est dans l'appartenance. Pour le cas classique, on parle d'un objet qui appartient ou non à un sous-ensemble, mais pour le cas flou on parle de degré d'appartenance d'un objet à un sous-ensemble flou. Ce dernier est défini par une fonction d'appartenance qui prend des valeurs entre 0 et 1. Il faut souvent que le total des degrés d'appartenances à tous les ensembles pour un sous-ensemble s'élève à 1. Ainsi, le sous-ensemble classique est un cas particulier du sous-ensemble flou.

La logique floue est une méthode très efficace pour présenter les informations à l'aide de règles qui ont une capacité de généralisation et de synthèse très élevée (Yager & Filev, 1994). Donc, elle peut être jumelée avec des techniques de modélisation, de contrôle, et d'apprentissage machine. Un sous-ensemble flou est défini par sa fonction d'appartenance. Il y a plusieurs types de ces fonctions comme triangulaires, gaussiennes, sigmoïdes, etc.

On peut formuler à partir de sous-ensembles et de variables floues des énoncés linguistiques (règles floues) du type « SI-ALORS » :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Règle}_i : \\ SI \quad \text{prémisse} \quad ALORS \quad \text{conclusion.} \\ i \in [1, R] \quad \text{Avec } R \text{ est le nombre de règles} \end{array} \right.$$

Selon (Yager & Filev, 1994), il faut passer par trois étapes (Figure 1.16) pour interpréter les règles de type « SI-ALORS » :

1. **Fuzzifications** : cette étape consiste à faire correspondance entre les entrées qui constituent la prémisse et les degrés d'appartenances aux sous-ensembles flous ;
2. **Inférences** : on applique, dans cette étape, une conjonction sur les composants d'antécédent pour déterminer le degré global de cette partie. Cette conjonction est un opérateur qui peut être l'égalité, l'inclusion, l'intersection, l'union ou le complément. Elles sont définies dans la théorie de possibilités en analogie avec les opérations de sous-ensemble classique. Ainsi, il y a les normes (T-norme) et les conormes (T-conorme) triangulaires qui sont des

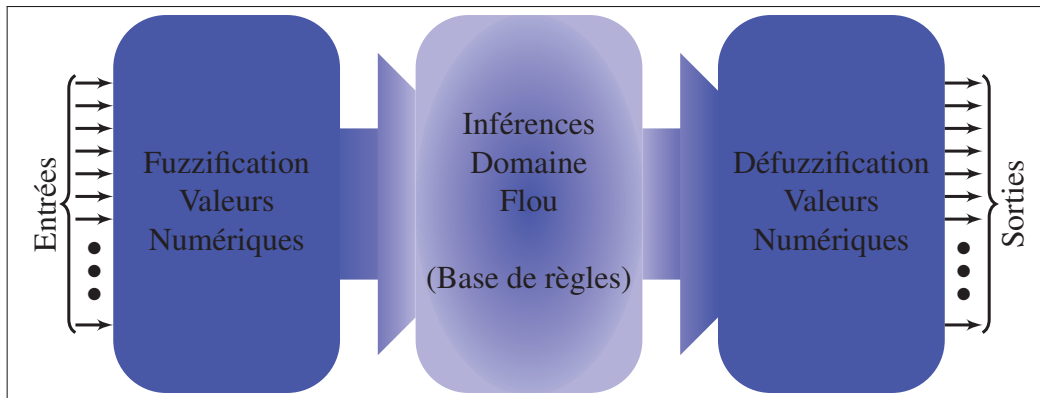


Figure 1.16 Les étapes de traitement flou

fonctions avec des caractéristiques bien déterminées. Par exemple, l'intersection est considérée comme un T-norme et l'union comme un T-conorme ;

3. **Défuzzification** : en utilisant le degré global, on modélise le résultat de règles de système flou. Cependant, la partie de conclusion n'est pas généralement une valeur exacte qui peut être interprétée. Elle peut être un sous-ensemble tronqué de l'ensemble flou (cas de système FRB de type Mamdani) ou bien un poids d'appartenance à la sortie de la règle floue (cas de système FRB de type TS et de type AnYa). Les deux techniques de défuzzification les plus utilisées sont : la moyenne du maximum (MoM) appelée aussi "the winner takes all" et la méthode de centre de gravité (CoG).

Il y a plusieurs types de règles floues dont deux sont très utilisées actuellement (Angelov, 2012) :

- **type de Mamdani (type de Zadeh-Mamdani)** : a été introduit par Lotfi Zadeh et Abe Mamdani au début des années 1970. Dans ce système, les deux parties des règles sont des énoncés linguistiques ;
- **type de Takagi-Sugeno (TS)** : a été introduit par Takagi et Sugeno dans (TAKAGI & SUGENO, 1985). Ce type du système est le plus populaire en comparant par le système de type Zadeh-Mamdani. Parce qu'il associe une partie fonctionnelle qui a généralement un comportement linéaire (conclusion) à une partie linguistique (prémisse).

Un nouveau type a été proposé par Angelov et Yager dans (Angelov & Yager, 2012). AnYa est un système flou à base de règles qui définit la partie de prémisse comme une expression linguistique plus simplifiée. Avec cette partie non paramétrique, ET logique (opérateur t-nord) peut-être enlevée.

1.4.6 Système d'inférence flou à base de règles de type Takagi-Sugeno (TS FRB)

La forme standard de système flou à base de règles de type Takagi-Sugeno (TS FRB) défini dans (TAKAGI & SUGENO, 1985) est modélisée par le bloc « Multi-Input Single-Output » (MISO) dans la Figure 1.17. Cependant, dans (Angelov *et al.*, 2004), les auteurs présentent le modèle « Multi-Input Multi-Output » (MIMO) (Figure 1.17) utilisé avec le système FRB de type TS en évolution. La forme linguistique d'interprétation d'une entrée $\mathbf{X} = [1, x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ de ce système est le suivant :

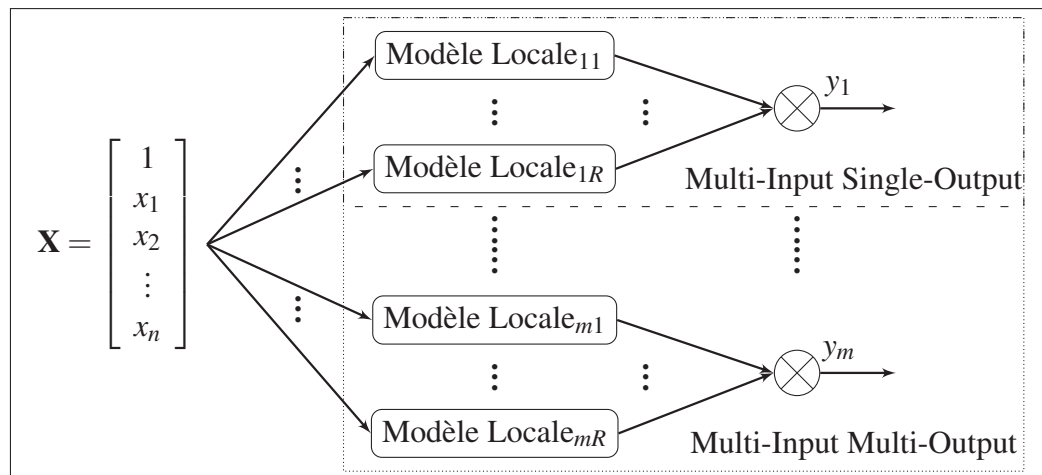


Figure 1.17 Architecture d'un système flou à base de règles de type Takagi-Sugeno

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{R\`egle}_i : \text{SI } (x_1 \sim x_{1i}^*) \text{ ET } \dots \text{ ET } (x_n \sim x_{ni}^*) \\ \text{ALORS } (y_{1i} = \mathbf{X}^T A_{1i}) \text{ ET } \dots \text{ ET } (y_{mi} = \mathbf{X}^T A_{mi}) \end{array} \right. \quad (1.1)$$

Avec :

$$\left\{ \begin{array}{ll}
 \text{Règle}_i & : \text{la } i^{\text{ième}} \text{ règle floue} \\
 i \in [1, R] & : R \text{ le nombre de règles floues} \\
 (x_j \sim x_{ji}^*) & : \text{le } j^{\text{ième}} \text{ sous-ensemble flou de la } i^{\text{ième}} \text{ règle} \\
 j \in [1, n] & : n \text{ est le nombre des entrées} \\
 X_i^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]_i^T & : \text{le centre de la } i^{\text{ième}} \text{ règle} \\
 A_i = [A_1, \dots, A_m]_i = \begin{bmatrix} a_{01} & a_{02} & \dots & a_{0m} \\ a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nm} \end{bmatrix}_i & : \text{matrice de paramètres de la conclusion} \\
 Y_i = [y_1, y_2, \dots, y_m]_i^T & : \text{la vecteur de sorties de la } i^{\text{ième}} \text{ règle} \\
 m & : \text{est le nombre de sorties}
 \end{array} \right.$$

Dans l'architecture, Figure 1.17, pour chaque règle et chaque sortie il y a un modèle local. Ce modèle est un modèle linéaire qui relie les entrées par la sortie locale à l'aide des pondérations floues, tel que :

$$\text{Modèle Locale}_{ki} : y_{ki} = \mathbf{X}^T A_{ki} \quad i \in [1, R] \text{ et } k \in [1, m] \quad (1.2)$$

La sortie globale (Y) est obtenue en combinant de façon floue les règles floues qui définissent un processus dans une zone locale (Modèle linéaire locale). Cette sortie est en relation linéaire par rapport les paramètres de la conclusion A , cependant elle est en relation non linéaire par rapport les entrées (peuvent être des mesures ou des observations). Le modèle global peut être formulé sous la forme suivante :

$$Y = \psi^T A \quad (1.3)$$

Avec :

$$\left\{ \begin{array}{ll} A = [A_1^T, A_2^T, \dots, A_R^T]^T & : \text{Vecteur de modèles linéaire} \\ \psi = [\lambda_1 \mathbf{X}^T, \lambda_2 \mathbf{X}^T, \dots, \lambda_R \mathbf{X}^T] & : \text{Vecteur des entrées pondérées par le niveau d'activation} \\ & \text{des règles normalisés} \\ \lambda_i = \frac{v_i}{\sum_{l=1}^R v_l} & : i \in [1, R], \text{ niveau d'activation normalisé} \\ v_i & : i \in [1, R], \text{ degré d'appartenance de } \mathbf{X} \text{ à la } i^{\text{ème}} \text{ règle} \\ & \text{généralement une fonction Gaussienne centrée sur } X_i^* \end{array} \right.$$

1.4.7 TS FRB évolutif

La structure du système tel que le système FRB est, habituellement, définie à partir des connaissances préalables. Ainsi, cette approche est attachée à l'expert (l'opposé d'un comportement en ligne et autonome) et limitée à un seul problème dans des conditions stables (incapable de résoudre l'évolution du problème). Les auteurs dans (Sugeno & Kang, 1988) proposent une solution à la dépendance d'identification de la structure du système des connaissances prérequis des experts. Le principe de cette solution est la décomposition d'un système non linéaire et complexe en sous-systèmes localement valides et plus simples. Selon (Angelov, 2012), la logique floue est adaptée particulièrement pour formaliser l'incertitude qui résulte de la liaison entre les sous-systèmes locaux. Aussi, il est possible de décrire formellement la transition d'une région à une autre grâce à la théorie des sous-ensembles flous. Également, c'est un excellent outil pour la combinaison des connaissances préalables (des expressions provenant d'experts humains) et les connaissances postérieures (extrait de modèles de données).

Pour diviser le système global complexe en des sous-systèmes locaux simples, il y a trois types de partitionnements d'espace de données (Angelov, 2012) :

- **partitionnement régulier** : il est possible de diviser un espace composé des n entrées et de p variables linguistiques en un réseau des axes orthogonaux hyperboxes . Cependant, avec ce type de partitionnement, il faut des p^n règles pour couvrir l'espace de données (pratiquement intraitable);
- **partitionnement par clustering** : il consiste à partitionner l'espace de données par regroupement. Le type de la mesure de distance utilisé définit l'aspect des grappes. Par exemple, des grappes ont la forme hyper sphérique pour une distance euclidienne. Ainsi, des regroupements d'une forme, plus réaliste, hyper ellipsoïdale sont le résultat d'utilisation d'une distance de type Mahalonobis, il nécessite un calcul plus complexe (inverse d'une matrice de variance-covariance). Les fonctions d'appartenance qui décrivent les sous-espaces de données sont généralement de fonction de probabilité ou bien de densité. Le modèle global intègre les sous-modèles locaux à l'aide des principes comme « winner take all » (contexte probabiliste) et « centre de gravité » (contexte flou);
- **partitionnement basé sur les nuages de données** : dans ce cas les sous-modèles locaux ne sont pas des sous-régions de l'espace de données, mais plus tôt ils représentent des sous-ensembles de données. C'est une méthode de partitionnement proche de la méthode de partitionnement par clustering, mais il n'y a pas une forme spécifique et des paramètres (centre et rayon par exemple) à déterminer.

Puisque le partitionnement régulier est pratiquement intraitable, le partitionnement par clustering est la méthode la plus utilisée avec les systèmes FRB de type TS en évolutions. Même la dernière méthode de partitionnement donne de bonnes performances. Le système « ALMMo » dans (Angelov *et al.*, 2017), est basé sur le partitionnement basé sur les nuages de données, donne une précision supérieure à d'autres algorithmes qui utilisent le partitionnement par clustering comme FLEXFIS et DENFIS. Donc la forme linguistique dans l'équation 1.1 devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{R\`egle}_i : \text{SI } \mathbf{X} \sim \Xi_i \\ \text{ALORS } (y_{1i} = \mathbf{X}^T A_{1i}) \text{ ET } \dots \text{ ET } (y_{mi} = \mathbf{X}^T A_{mi}) \end{array} \right. \quad (1.4)$$

Ξ_i d efini le prototype ou bien la densit e de la $i^{\text{e}}\text{me}$ r egle pour le partitionnement par clustering et le partitionnement bas e sur les nuages de donn ees respectivement. Le prototype comporte g en eralement le centre et les distances (souvent la matrice de variance-covariance pour la distance de Mahalanobis, car elle est plus r ealiste). Cependant pour le partitionnement bas e sur les nuages de donn ees on parle de la densit e et du centre de nuage.

Les mod eles flous  evolutifs, comme eTS (Angelov & Filev, 2004) (bas e sur le partitionnement par clustering) et de type AnYa (Angelov & Yager, 2012) (partitionnement bas e sur les nuages de donn ees), peuvent servir  a l'extraction de connaissances  a partir de flux de donn ees et  a l'apprentissage autonome. La variation de la densit e (potentiel) des donn ees est la cl e de l' evolution de la structure du syst eme, tandis que l'adaptation de la structure (prototype ou densit e) en fonction des donn ees r ecentes est la cl e du param etrage.

L'apprentissage en ligne  a partir de flux de donn ees  a base de mod ele FRB de type TS ou de type AnYa peut  tre divis e en trois principales  tapes (Almaksour & Anquetil, 2011) : la cr eation d'une nouvelle r egle (s'il est n ecessaire), la mise   niveau des param etres de pr emisses et l'ajustement des param etres lin eaires de conclusions. Les calculs n ecessaires pour les trois t aches doivent  tre r ealis es d'une fa on incr ementale. C'est- a-dire toutes les  quations utilis ees dans le processus sont des  quations r ecursives.

La cr eation d'une nouvelle r egle : Dans ce mode d'apprentissage, l'introduction d'un nouvel  chantillon des informations X   l'instant t peut renforcer ou modifier les informations repr esent ees par le regroupement actuel ou bien peut apporter les informations n ecessaires pour former un nouveau regroupement. L' valuation de l'importance d'un  chantillon de donn ees se fait par la valeur de potentielle Pot pour le mode d'apprentissage de type TS et par la distribution de la densit e D pour le type AnYa.

Lorsqu'un échantillon de données comporte les informations nécessaires pour définir une nouvelle grappe, la création d'une nouvelle règle consiste à fixer le centre X_i^* et la matrice de variance-covariance 1.5 (distance de Mahalanobis) pour l'apprentissage de type TS. Cependant, pour l'apprentissage de type AnYa, il y a seulement le centre X_i^* puisque ce type est non paramétrique.

$$C_i = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & c_{1,2} & \dots & c_{1,n} \\ c_{2,1} & \sigma_2^2 & \dots & c_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n,1} & c_{n,2} & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix}_i \quad (1.5)$$

Avec :

$$\begin{cases} c_{1,2} = c_{2,1} \text{ covariance entre } x_1 \text{ et } x_2 \\ \sigma_1 \text{ covariance entre } x_1 \text{ et } x_1 \end{cases}$$

Le potentiel d'un échantillon est l'inverse de la somme des distances entre la nouvelle donnée et les anciennes données (Yager & Fileu, 1993) :

$$Pot(X(t)) = \frac{1}{1 + \sum_{i=1}^{t-1} \|X(t) - X(i)\|^2} \quad (1.6)$$

Dans (Angelov & Filev, 2004), les auteurs ont introduit la formulation récursive pour le calcul du potentiel tel que :

$$Pot(X(t)) = \frac{t-1}{(t-1).\alpha(t) + \gamma(t) - 2.\zeta(t) + t-1} \quad (1.7)$$

$$\text{Avec} \begin{cases} \alpha(t) = \sum_{j=1}^n x_j(t)^2 \\ \gamma(t) = \gamma(t-1) + \alpha(t-1), \quad \gamma(1) = 0 \\ \zeta(t) = \sum_{j=1}^n x_j(t) \cdot \delta_j(t) \\ \delta_j(t) = \delta_j(t-1) + x_j(t-1), \quad \delta_j(1) = 0 \end{cases}$$

Lorsque le potentiel de la nouvelle donnée ne dépasse pas le seuil, il n'y a pas création d'un nouveau prototype, mais il faut mettre à jour le potentiel de centre X_i^* de prototype 1.8. Le seuil est le maximum des potentiels de tous les centres de prototypes.

$$Pot(X_i^*) = \frac{(t-1)Pot(X_i^*)}{t-2 + Pot(X_i^*) + Pot(X_i^*) \sum_{j=1}^n \|X_i^* - x_j(t-1)\|^2} \quad (1.8)$$

Le nouvel échantillon $X(t)$ qui a un potentiel supérieur au seuil devient le centre d'un nouveau regroupement. Ainsi, le centre du nouveau prototype $X_{R+1}^* = X(t)$ et sa matrice de variance-covariance $C_{R+1} = \varepsilon I(n)$ où $I(n)$ est la matrice d'identité de taille n et ε est un paramètre peut généralement être réglé à 10^{-2} .

Le processus de la mise à jour des paramètres de prémisses consiste à adapter les coordonnées des centres et des prototypes selon la nouvelle donnée d'apprentissage. Les équations dans 1.9 sont les équations récurrentes utilisées dans ce processus pour $i \in [1, R]$.

$$\begin{cases} X_i^* = \frac{(t-1)X_i^* + X(t)}{t} \\ C_i = \frac{(t-1)}{t} C_i + \frac{(X(t) - X_i^*)(X(t) - X_i^*)^T}{t-1} \end{cases} \quad (1.9)$$

Une fois, les paramètres de prémisses sont à jour, il est nécessaire d'ajuster les paramètres linéaires de conclusions. La plupart de systèmes FRB utilisent l'algorithme des moindres carrés récursifs dans cette phase. Donc, le vecteur de modèles linéaires A est adapté d'une manière incrémentale à l'aide l'équation 1.10

$$A(t) = A(t-1) + \Pi(t)\psi(t)(Y_t^T - \psi^T(t)A(t-1)); \quad A(1) = 0 \quad (1.10)$$

Tel que :

$$\Pi(t) = \Pi(t-1) - \frac{\Pi(t-1)\psi(t)\psi^T(t)\Pi(t-1)}{1 + \psi^T(t)\Pi(t-1)\psi(t)}; \quad \Pi(1) = \Omega \mathcal{I}$$

Ω est une valeur constante qui doit être typiquement entre 100 et 10000. Pour un apprentissage lent on utilise une petite valeur de Ω . Une grande valeur peut assurer un apprentissage rapide, mais peut empêcher les paramètres à converger.

La phase finale est une phase de raffinement des règles résultant. Parmi les paramètres utilisés dans la mise à jour, il y a l'Âge 1.11 et l'Utilité 1.12. Ces paramètres sont utilisés essentiellement dans l'élimination des règles qui sont âgées ou bien n'ont pas d'utilité.

$$Age_i(t) = t - \frac{\sum_{l=1}^{N_i(t)} I_l}{N_i(t)} \quad i \in [1, R] \quad (1.11)$$

Tel que :

$$\left\{ \begin{array}{ll} N_i(t) & \text{Nombre de données (support) associés au regroupement} \\ I_l & \text{Index de temps où le donnée a été lu} \end{array} \right.$$

$$\eta_i(t) = \frac{\sum_{l=1}^t \psi(l)}{k - t_i} \quad i \in [1, R] \quad (1.12)$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} t_i & \text{Temps de création de } i^{\text{ième}} \text{ règle} \\ \psi(l) & \text{Vecteur des entrées pondérées par le niveau d'activation} \end{array} \right.$$

1.5 Conclusion

En remarque une variété dans les composants (matériels ou logiciels) qui définies le nez électronique. Mais, pour chaque besoin il y a un nombre limité de choix. Dans le chapitre suivant, plusieurs travaux sur le nez artificiel vont être présentés dans lesquels le choix des composants est spécifique à leurs besoins. Même pour notre travail, le choix est limité et une justification sera présentée dans le troisième chapitre.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART

Au cours des dernières décennies, l'intérêt d'étudier et de travailler sur le mécanisme olfactif s'est intensifié. Le nez artificiel est un système de détection des odeurs capable d'imiter l'organe humain responsable de l'odorat. En 1982, Persaud et Dodd ont fabriqué le premier nez artificiel (Pearce *et al.*, 2006). Plusieurs progrès dans les technologies des capteurs de gaz ont rendu l'intégration du nez artificiel, presque, dans tous les domaines plus simples. Le système de nez artificiel comprend essentiellement une partie matérielle et une autre logicielle ; les composants matériels de nez artificiel comportent un ensemble de capteurs de gaz et un système électromécanique de traitement et de livraison des odeurs et la partie logicielle englobe essentiellement les algorithmes de traitement de données et du système d'apprentissage et de reconnaissance.

2.1 Détection & Réception

2.1.1 Contributions scientifiques

Plusieurs travaux ont été faits sur de différents matériaux de détection de gaz et de différentes plateformes de transduction qui sont le cœur de capteurs de gaz.

Les matériaux utilisés dans la détection de gaz sont généralement :

- semi-conducteurs d'oxydes métalliques (Kim & Lee, 2014),
- les polymères conducteurs (Vaghela *et al.*, 2016),
- matériaux innovants (Kokabu *et al.*, 2015).

Jusqu'à présent, différents matériaux de détection de gaz ont été développés pour l'utilisation dans la matrice de capteurs. Parmi ces matériaux, il y a l'oxyde d'étain (SnO_2) qui est un oxyde métallique très sensible à une large gamme de VOC (Casalinuovo *et al.*, 2006). Ainsi,

l'élaboration de la nanotechnologie dans les nanofils (NW) et le Nanotube de carbone (CNT), rendent l'intégration de nanomatériaux dans la détection de gaz possible. Pour un diagnostic des maladies, Gady Konvalina et Hossam Haick dans (Konvalina & Haick, 2013) se sont servi des capteurs de gaz fabriqués par des nanomatériaux. Ces matériaux peuvent être appliqués sur différentes unités de transduction comme MOS, SAW, QCM, MOSFET, etc.

Sur un plan commercial, des progrès considérables ont été réalisés sur ces dispositifs de matériaux et unités de transduction, et divers capteurs commerciaux ont été fabriqués. Les capteurs de gaz à base de la nanotechnologie (par exemple le CNT) ont plusieurs avantages, comme ; une bonne sensibilité, une importante sélectivité, des temps de réponse et de récupération rapides et une température de fonctionnement basse (Vaghela *et al.*, 2016). Malgré tout, des capteurs de gaz commerciaux à base de la nanotechnologie restent encore à venir. Car des travaux sont nécessaires pour éviter une dégradation du facteur performance / qualité et pour réduire le coût (Mao *et al.*, 2014). Les capteurs de gaz à base de polymères conducteurs ont une bonne sensibilité, mais ils sont très sensibles à l'humidité et presque impossibles de conserver une bonne répétabilité (Abdulla *et al.*, 2015). Malgré les performances médiocres des capteurs de gaz en semi-conducteur d'oxyde métallique (MOS), ils possèdent plusieurs avantages par rapport aux capteurs à base des autres matériaux. Parmi ces avantages, il y a ; le faible coût, le processus de fabrication simple et la technologie évoluée (Abdulla *et al.*, 2015). Par conséquent, en tant que capteur commercial répandu, les capteurs de gaz à base de MOS sont fréquemment utilisés dans le nez électronique.

2.1.2 Contributions techniques

Les PID sont des détecteurs qui manquent de sélectivité, car ils ionisent presque tous les VOCs ayant un potentiel d'ionisation inférieur ou égal à l'énergie de rayonnement de la lampe. Les principaux fabricants d'origine (OEM) de PID sont :

- Ion Science Ltd et AlphaSense (Royaume-Uni),
- Baseline-Macon (États-Unis).

La sensibilité de ces capteurs peut atteindre de faibles concentrations dans l'ordre de ppb pour plusieurs VOCs comme le benzène. MiniPiD blanc, PID-AH et PID-TECH eVx Blue sont de capteurs capables de détecter de faibles concentrations. Ainsi ces fabricants ont des instruments portables qui donnent des valeurs de concentrations en temps réel, comme VOC-Irak de Baseline-Macon et Tiger Select de Ion Science Ltd. Malheureusement, la sensibilité de ces instruments portables est inférieure à celle des capteurs OEM.

Cependant, il y a quelques fabricants qui proposent seulement des instruments portables comme :

- Dräger avec son modèle Multi-PID 2,
- RAE Systems Inc. avec ses modèles UltraRAE 3000 et ppBRAE 3000.

Tableau 2.1 Quelques exemples des capteurs MOS commerciaux

Fabricant	Quelques capteurs
FIGARO (Japon)	TGS 2603 ; TGS 2602 ; TGS 2600 ; TGS 2444 ; etc.
SGX Sensortech (Chine)	MICS-6814 ; MICS-5524 ; MICS-4514 ; MICS-2714 ; etc.
Winsen (Chine)	MQ138 ; MQ137 ; MQ136 ; MQ135 ; etc.
Integrated Device Technology (IDT) (USA)	SGAS711 ; SGAS707 ; SGAS701
Unwelt Sensor Technik (UST) (Allemagne)	CGS 8330 ; CGS 7530 T ; CGS 5430 T ; CGS 4430 T ; etc.

En raison d'une modification de la mobilité de la charge, lorsque l'oxyde métallique (MOS) est exposé à différents gaz ambiants, ses propriétés électriques subissent des changements. L'oxyde d'étain (SnO_2), par exemple, est un oxyde métallique qui a une grande réactivité (des variations de résistance importantes pour de faibles concentrations). La plupart des capteurs MOS commerciaux utilisent l'oxyde d'étain comme métal, car la principale propriété mesurée dans les capteurs MOS est la résistance. Dans le marché, il y a une grande variété de capteurs MOS pour détecter VOC, le tableau 2.1 décrit quelques exemples des capteurs qui se trouvent au marché :

La plupart des nez électroniques comportent plusieurs capteurs non spécifiques, qui détectent différents types de gaz, et peu coûteux. Le réseau de capteurs peut atteindre les 30 capteurs comme dans (Hao *et al.*, 2017), mais le nombre reste trop petit en comparant avec les cellules olfactives qui comporte environ 1000 protéines réceptrices.

Tableau 2.2 Nombre de capteurs de quelques exemples des prototypes de nez électronique dans la littérature

Article	Nombre de capteurs de gaz
(Hao <i>et al.</i> , 2017)	24 MOS + 6 AGS
(Szulczyński <i>et al.</i> , 2017)	6 MOS + 1 PID
(Konduru <i>et al.</i> , 2015)	7 MOS
(Di Lecce & Calabrese, 2011)	3 MOS

Les majorités de nez artificiel utilisé dans la littérature ou bien dans l'industrie comportent essentiellement des capteurs à base de MOS. Le tableau 2.2 résume le nombre de capteurs des quelques exemples de prototypes de nez électronique qui sont utilisés dans un but de recherche.

Même pour les nez artificiels qui se trouvent dans le marché, la plupart comportent généralement des capteurs MOS. Dans le tableau 2.3, il y a quelques exemples de produits. Il y a quelques nez électroniques commercialisés qui utilisent d'autres technologies comme "Odour-Vector" de **AltraSens** avec 6 capteurs BAW et "SAGAS" de **KIT- Karlsruher Forschungszentrum fur Technologie** avec 8 capteurs SAW.

Tableau 2.3 Quelques exemples de nez électronique commercialisés à base de MOS

Instrument	Fabricant	Nombre de capteurs de gaz
PEN (Portable Electronic Nose)	<i>Airsense</i>	10 MOS
E-Nose	<i>Comon Invent</i>	8 MOS + 1 AGS
FIDOR	<i>Odometric</i>	entre 6 et 8 MOS + Infrared
OdoWatch	<i>Odotech</i>	16 MOS

2.2 Domaines d'application

Dans tous les nez électroniques, le réseau de capteurs est redondant puisque la majorité de capteurs de réseaux a une sensibilité croisée. Par exemple dans le nez artificiel utilisé par (Hao *et al.*, 2017), le benzène peut être détecté par cinq capteurs (MS1100, WSP2110, MQ135, MP901 et GSBT-11). Parmi les objectifs dans cet article est l'optimisation des réseaux de capteurs afin d'améliorer la prédiction de classes de bactéries en éliminant les informations redondantes. Dans (Hossein *et al.*, 2018), les auteurs utilisent un algorithme pour sélectionner les capteurs selon l'application. Dans ce travail, le but n'est pas l'élimination des informations redondantes (puisque l'on a seulement 8 capteurs), mais plus tôt la diminution de la consommation d'énergie et la complexité d'apprentissage. Un réseau de capteurs optimal est indispensable pour des raisons matérielles et logicielles.

Tableau 2.4 Applications de nez électronique

Activité	Applications
Sécurité	détecter de cannabis (Haddi <i>et al.</i> , 2011) Armes à agents chimiques dangereux (Alizadeh & Zeynali, 2008) Distinguer entre trois familles d'explosifs (Brudzewski <i>et al.</i> , 2012) Concentration d'alcool dans l'haleine (Paulsson & Winquist, 1999)
Contrôler l'environnement	Contrôler la qualité d'eaux (Dewettinck <i>et al.</i> , 2001) Contrôler la qualité d'air (Abbas <i>et al.</i> , 2001), (Young <i>et al.</i> , 2003)
Diagnostic médical	Détection des bactéries (Hao <i>et al.</i> , 2017) Analyse d'urine (Bernabei <i>et al.</i> , 2008) Distinguer entre des herbes médicinales chinoises (Dong <i>et al.</i> , 2015) diagnostiquer des maladies (Gardner <i>et al.</i> , 2000)
Industrie	Industrie agroalimentaire (Tharun <i>et al.</i> , 2015), (O'Connell <i>et al.</i> , 2001) Industrie chimique (Rosi <i>et al.</i> , 2012), (Branca <i>et al.</i> , 2003)
Robot Mobile	(Grasso <i>et al.</i> , 1998), (Ishida <i>et al.</i> , 1994)

Le nez électronique est un instrument capable de remplacer l'évaluation des odeurs par l'homme grâce à une large variété de capteurs chimiques. Pendant les 30 dernières années, ce système analytique subit plusieurs changements, cependant il reste de limitations (Gebicki, 2016). Le tableau 2.4 résume quelques travaux dans un grand nombre de domaines dans lesquels cet appareil peut être utilisé. Les nez électroniques n'identifient pas séparément les composants

particuliers d'un mélange gazeux, mais ils permettent une analyse approximative de composition (Spinelle *et al.*, 2017). Ainsi, la popularité de ces instruments est due seulement à la puissance de mesurer des mélanges gazeux dont leurs composants particuliers ont de faibles concentrations (Güntner *et al.*, 2016).

2.3 Apprentissage & Reconnaissance

La partie logicielle du nez artificiel correspond aux algorithmes de traitement des données et d'apprentissage. Même pour cette partie, il y a de nombreux travaux qui ont été publiés dans le but d'avoir un système plus solide.

L'une des principales problématiques traitées par le système de nez électronique est la sensibilité des capteurs. Une analyse des différents capteurs employés dans ce système, faite par (Arshak *et al.*, 2004), montre que le majeur problème de ce type des capteurs est insuffisant de sélectivité. Ainsi, afin de combler ce manque, le nez artificiel utilise un réseau de capteurs pour avoir plus des empreintes pour un gaz ((Ali *et al.*, 2017) ont utilisé une matrice de 4 x 4 de capteurs de gaz à base SnO_2 (oxyde d'étain)). Pourtant, un grand nombre de capteurs est à double tranchant ; améliorer la classification, mais augmenter aussi la complexité du calcul. Donc, avec de grosses données, il est indispensable d'extraire ou de sélectionner les informations les plus pertinentes à l'aide d'un algorithme de réduction des caractéristiques. Cependant, l'analyse en composantes principales (PCA) est parmi les techniques les plus utilisées dans l'extraction des caractéristiques (Honeine, 2011). Beaucoup des travaux sur le système de nez électronique, comme (Vito *et al.*, 2017), (Tharun *et al.*, 2015), (Honeine, 2011) et (Branca *et al.*, 2003), utilisent le PCA. Il y a d'autres techniques qui sont utilisées dans le même but comme l'analyse en composantes indépendantes (ICA) dans (Balasubramanian *et al.*, 2008) et la correction du signal orthogonal (OSC) dans (Padilla *et al.*, 2010).

Un classificateur efficace, dans le système de nez électronique, est indispensable dans la reconnaissance de type de gaz, en plus d'algorithme de réduction des caractéristiques. Ainsi, (Shi *et al.*, 2008), ont combiné cinq classificateurs souvent utilisés (K voisins les plus proches

(KNNs), perception multicouche (MLP), fonction de base radiale (RBF), modèle gaussien de mélange (GMM) et analyse probabiliste en composantes principales (PPCA)) en proposant une machine à comité (CM) pour identifier les gaz. L'implémentation de CM a été réalisée sur une plateforme FPGA. L'approche matérielle (dans le cas de (Shi *et al.*, 2008) par exemple) est utilisée pour accélérer la mise en œuvre de l'approche logicielle lente (combinaison de cinq classificateurs).

Plusieurs travaux ont été faits sur le système de nez artificiel avec une implémentation logicielle, mais toujours en cherchant la performance et la rapidité. (Kim *et al.*, 2012) développent un algorithme de classification génétique neurologique (NGCA) (combinaison d'un algorithme génétique (GA) et d'un réseau neuronal artificiel (ANN)) en utilisant une moyenne mobile lissée (SMMA) dans le prétraitement des données. Le réseau neuronal à fonction de base radiale (RBFNN) et PCA sont utilisés par (Yin *et al.*, 2008) dans la discrimination des vinaigres chinois et pour l'identification des personnes atteintes par le cancer de poumon, (D'Amico *et al.*, 2010) utilise l'analyse discriminante (DA) et les moindres carrés partiels (PLS).

Dans (Šundić *et al.*, 2002), un nouveau système d'inférence floue a été comparé avec PLS (linéaire et non linéaire), régression sur composantes principales (PCR) et régression linéaire multiple (MLR) dans la prédiction des concentrations de deux gaz (le monoxyde de carbone et le méthane). Comme dans le cas de (Kim *et al.*, 2012), (Llobet *et al.*, 1999) combine un ANN, mais avec un système d'inférence floue dans le but de discriminer les odeurs. D'autres types de systèmes d'inférence floue a été exploré dans d'autres travaux comme le classificateur hiérarchique floue dans (Dumitrescu *et al.*, 2000) et le classificateur linguistique floue dans (Lazzerini *et al.*, 2001) et (Lazzerini & Maggiore, 1998)

2.4 Conclusion

Le domaine du nez électronique peut être considéré comme nouveau par rapport aux autres domaines. Cependant, il y a plusieurs contributions dans ce domaine qui touchent la partie matérielle de ce système (les matériaux de détection de gaz par exemple) ou la partie logicielle

(essentiellement les systèmes d'apprentissage et de reconnaissance). Ces travaux dépendent, souvent, des expertises des auteurs et de leurs objectifs. Dans le tableau 2.5 il y a une comparaison entre quelques travaux sur ce système. C'est pour cette raison, il n'y a pas beaucoup de travaux qui manipulent les deux parties du nez électronique comme notre cas. Ainsi, l'objectif d'avoir un système pour utilisation multiple n'est pas défini dans un grand nombre de publications. Dans les chapitres suivants, une conception à partir de zéro qui répond à notre objectif d'avoir un nez électronique pour utilisation multiple sera présentée en détail.

Tableau 2.5 tableau comparative

Travaux	Domaine	Algorithme	Supervision	Méthode	Modèle
(Hao <i>et al.</i> , 2017)	Diagnostic médical	LDA, PCA or GA+SVM	Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Konduru <i>et al.</i> , 2015)	Industrie Agroalimentaire	LDA	Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Di Lecce & Calabrese, 2011)	Contrôler Environnement	Inférence a base règles	Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Hossein <i>et al.</i> , 2018)	Plusieurs Applications	KNN+ IBGSA	Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Haddi <i>et al.</i> , 2011)	Sécurité	PCA+SVM+ MANOVA	Non+ Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Loutfi, 2006)	Robot Mobile	FRB	Non-supervisé	Hors-ligne	Statique
(Ali <i>et al.</i> , 2017)	Contrôler Environnement	PCA+DT	Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Kim <i>et al.</i> , 2012)	Plusieurs Applications	NGCA	Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Yin <i>et al.</i> , 2008)	Industrie Agroalimentaire	RBFNN	Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Dumitrescu <i>et al.</i> , 2000)	Plusieurs Applications	UFDHC	Non+ Supervisé	Hors-ligne	Statique
(Šundić <i>et al.</i> , 2002)	Contrôler Environnement	Inférence floue	Supervisé	Hors-ligne	Statique
Notre	Plusieurs Applications	FRB	Actif	En-ligne	Évolutif

CHAPITRE 3

CONCEPTION ET FABRICATION DE PLATEFORME

3.1 Introduction

Notre objectif est de construire un nez artificiel qui peut être utilisé dans plusieurs domaines. Ainsi, pour répondre à ce besoin le travail a été divisé sur trois grandes parties : la conception du système d'échantillonnage, conception de la carte électronique et la création de système d'apprentissage et de reconnaissance. Dans ce chapitre, on va décrire en détail la conception et la fabrication du système d'échantillonnage et de la carte électronique. Et comme une phase finale les tests que nous avons fait viennent pour valider notre conception. Cependant, la conception de système d'apprentissage et de reconnaissance va être l'objectif du prochain chapitre qui comporte aussi les résultats de tests effectués sur l'algorithme.

3.2 Conception et fabrication de système d'échantillonnage

Les méthodes d'échantillonnage peuvent être divisées en deux grandes catégories : l'échantillonnage par diffusion et l'échantillonnage par pompage. PEN, de *Airsense*, utilise la dernière méthode d'échantillonnage. L'échantillonnage par pompage est utilisé essentiellement dans les études de laboratoire (bonne performance en analyse quantitative). Mais le prix élevé et la complexité de la conception (la pompe et les pipelines) sont un inconvénient pour l'échantillonnage par pompage (Dong *et al.*, 2015). Dans la surveillance de l'air, *Comon Invent* avec son nez électronique utilise l'échantillonnage par diffusion. Cependant, cette méthode est sensible à plusieurs facteurs comme le flux d'air, la température et l'humidité (Dong *et al.*, 2015). Ainsi, il est indispensable d'équilibrer ces facteurs dans la phase d'apprentissage.

Dans ma conception, j'ai cherché à combiner les deux méthodes d'échantillonnage pour que mon système soit capable de fonctionner dans les études de laboratoire et la surveillance de l'air (presque toutes les applications). Avant de commencer la description de mon système d'échantillonnage, on va présenter les équipements utilisés dans le nez artificiel.

- carte Raspberry Pi (RASPBerry PI 3 MODEL B+),
- petit ventilateur (FAN AXIAL 16X4MM 3.3VDC WIRE),
- carte de capteurs (Description détaillée dans le paragraphe suivant).

J'ai utilisé **FreeCad** comme logiciel de conception. Le système comporte essentiellement deux pièces (Figure 3.1) :

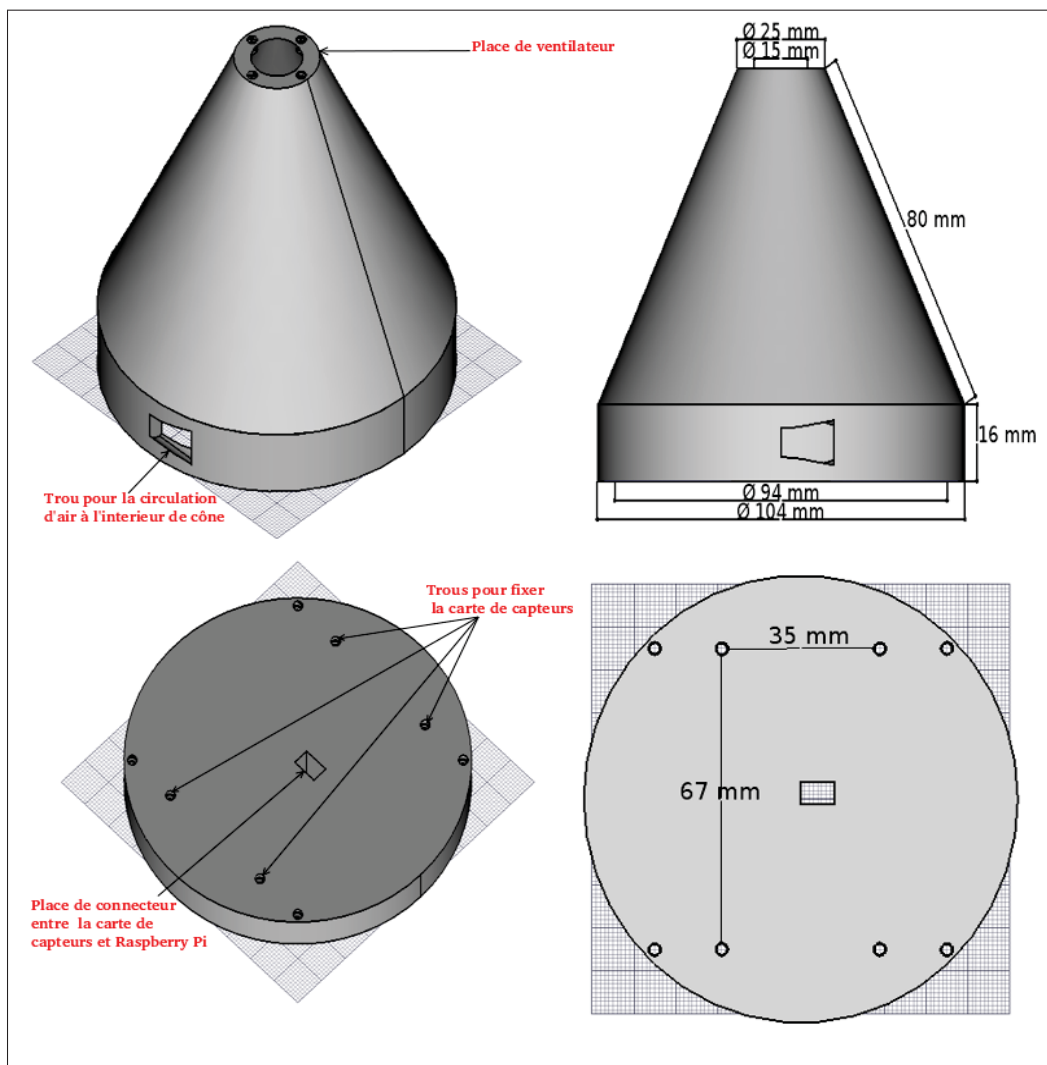


Figure 3.1 Conception de système d'échantillonnage

- un disque sur lequel on fixe la carte de capteurs et assure la fermeture de capteurs dans l'autre pièce. Le petit rectangle dans le disque est la place de connecteur entre la carte de capteur et la carte Raspberry Pi. Il y a aussi des trous pour fixer la carte de capteurs et d'autres pour assembler les deux pièces ;
- la deuxième pièce est un cône creux avec un sommet tronqué. Le sommet est la place de petit ventilateur. Ce dernier aspire le gaz qui se trouve dans l'environnement et assure l'interaction des capteurs avec un mélange des gaz équilibré. De l'autre côté du cône, il y a la carte de capteurs avec le disque.

3.3 Conception et fabrication de la carte électronique

3.3.1 Choix des capteurs

La première étape de la conception de la carte de capteurs est le choix des technologies de capteurs à utiliser. Comme il est mentionné dans le premier chapitre, il y a plusieurs technologies des capteurs. Dans mon choix, je me suis basé essentiellement sur trois critères :

- **faible sélectivité** : on cherche des capteurs à faible sélectivité pour être capable de détecter plusieurs gaz avec le minimum des capteurs. La faible sélectivité est toujours considérée comme un inconvénient. Mais l'ensemble de réseau de capteurs et d'algorithme d'apprentissage est défini principalement pour combler cette faiblesse ;
- **exister sur le marché** : ces capteurs doivent être disponible sur le marché pour les utiliser dans notre système ;
- **détecter de faibles concentrations** : pour suivre l'odorat de l'être humain, notre système doit être capable de détecter de faibles concentrations, car la plupart des odeurs sont détectables par un nez biologique à faible concentration.

Les deux technologies qui répondent à ces critères sont «Photo Ionisation Detector» (PID) et «Metal Oxide Semiconductor» (MOS).

Maintenant, les technologies de capteurs à utiliser sont définies. Cependant pour chaque technologie il y a plusieurs capteurs qu'on peut utiliser.

Dans le tableau 2.1, il y a la plupart des capteurs (MOS) qui se trouvent sur le marché. Dans le choix de capteurs, on a essayé de garder les mêmes critères. Enfin, on a choisi le *TGS2603* (INC., 2009) de «**FIGARO**» et *MiCS-6814* (Sensortech, 2015) de «**SGX Sensortech**», puisque ces deux capteurs ne sont pas trop sélectifs et détectent de faibles concentrations relativement aux autres capteurs.

Il y a plusieurs fournisseurs de capteurs à base de PID comme AlphaSense et Baseline-Macon, PID-AH de Alphasense était notre choix, car on a travaillé avec ce capteur dans un projet et l'on connaît ces performances. On va travailler avec deux capteurs de PID-AH (Ltd, 2016), l'un avec une lampe de 10 eV (longueur d'onde de la lumière) et l'autre avec une lampe 10.6 eV.

Avec les quatre capteurs, il y a le capteur de température et humidité *ENS210* de «**AMS**» (Autriche). Les valeurs de températures d'humidité sont nécessaires, car les capteurs à base de MOS sont sensibles à ces deux facteurs. Donc il est indispensable d'inclure les deux paramètres dans les données à utiliser dans l'apprentissage pour compenser leurs effets.

3.3.2 Choix de composants électriques

La technologie des trous traversants a été déployée, pendant plusieurs années, dans la majorité des cartes de circuits imprimés (PCB). Généralement, les composants électriques ont des fils. Ainsi, on perce des trous sur le circuit imprimé pour insérer les fils. Ces derniers sont soudés, toujours, sur des pastilles qui se trouvent sur le côté opposé de composant pour assurer la connexion et la fixation. Cette liaison solide donne à ce type de montage plus de fiabilité, mais, en même temps, limite la zone de routage disponible (le perçage touche les couches intermédiaires pour les cartes multicouches).

L'autre technologie est la technologie de montage en surface (SMT), qui permet, au lieu de percer des trous, de placer les composants électriques sur la surface du circuit imprimé. Cette technologie récente (par rapport à la technologie des trous traversants) est devenue la plus déployée, car :

- les composants SMT ont une taille plus petite ;
- le circuit imprimé d'un montage en surface est plus compact (densité de circuits plus élevée sur des cartes plus petites) ;
- cette technologie est moins coûteuse.

Ainsi, la plupart de composants électriques utilisés dans notre plateforme sont des composants SMT pour avoir essentiellement une carte de capteurs compacte.

Le convertisseur analogique/numérique est un élément indispensable dans le système d'acquisition. Il traduit la sortie analogique de capteur, après traitement, en valeurs numériques.

Tous les capteurs de notre plateforme sont des capteurs lents, car ils ont des temps de réponse qui sont supérieurs à 3 s. De même, on cherche une bonne résolution. Par conséquent, selon le tableau 1.2, on se trouve devant deux choix ; Sigma-Delta et Dual Slope. Enfin un ADC Sigma-Delta est le meilleur choix, car avec ce composant il n'y a pas des restrictions sur les composants externes.

Dans notre carte électronique il y a deux ADC de type Sigma-Delta : *MCP3422* avec deux entrées et *MCP3424* avec quatre entrées (Inc., 2009) de **MICROCHIP**. Parce qu'on a dans la totalité six valeurs de tensions qui doivent se convertir en valeurs numériques (trois sorties de *MiCS-6814*, une sortie de *TGS2603*, deux sorties de deux capteurs *PID-AH*). Cependant, pour le capteur de température et humidité *ENS210*, sa sortie est déjà numérique donc on peut la lire directement.

La Figure 3.2a, représente le montage électrique du capteur *MiCS-6814* selon (Sensortech, 2015). Les valeurs de résistances **R8**, **R11** et **R12** sont définies par le fabricant du composant

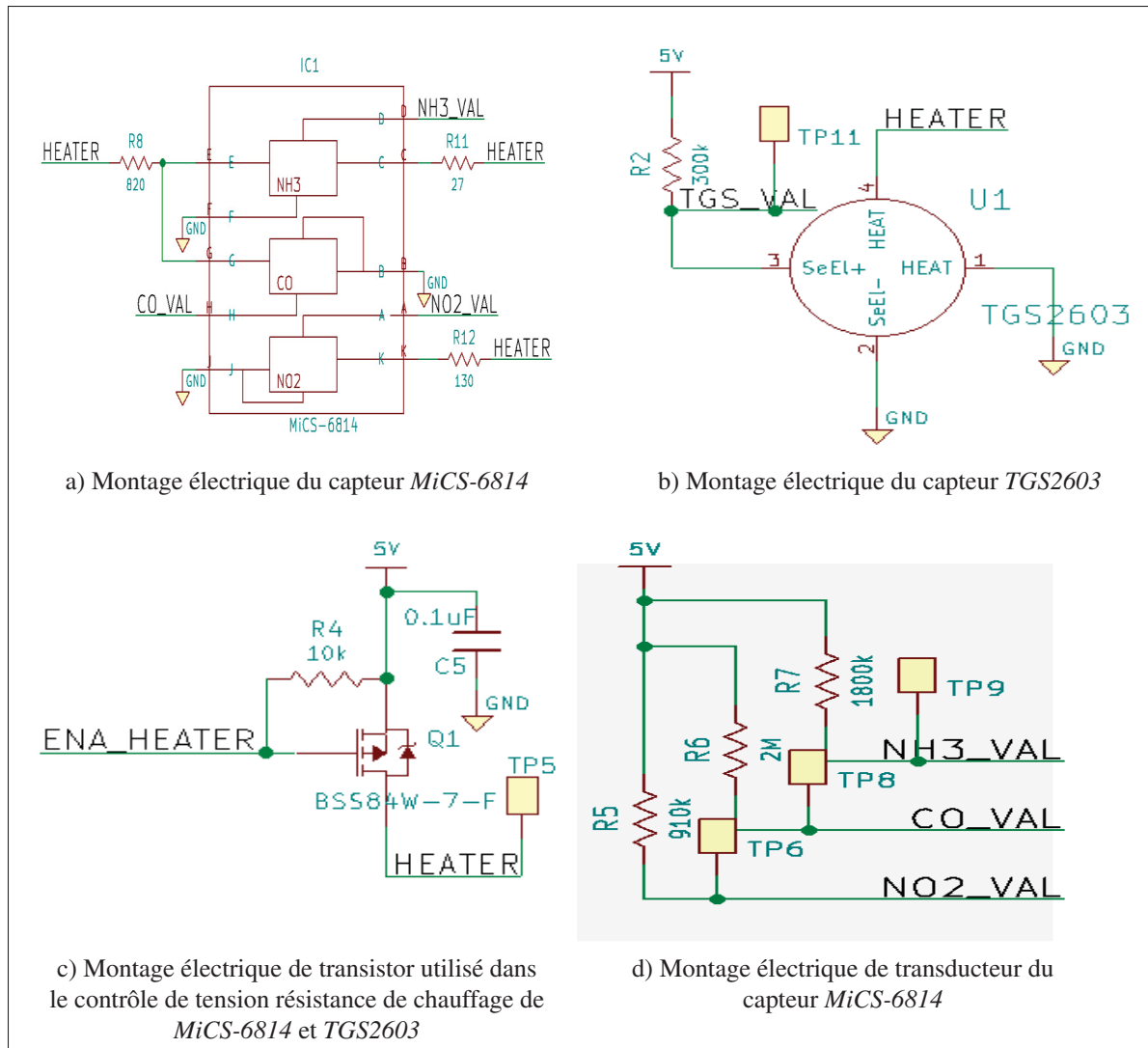


Figure 3.2 Montage électrique de capteurs MOS (*MiCS-6814* et *TGS2603*) avec leurs transducteurs

dans la fiche technique (pour avoir des valeurs de tension spécifiques aux bornes C, E et K de *MiCS-6814*). **NH3_VAL**, **CO_VAL** et **NO2_VAL** sont les sorties du capteur qui vont être connectées avec l'ADC. **HEATER** est la tension de résistance de chauffage du capteur. Dans le but de diminuer la consommation d'énergie, on utilise le montage de la Figure 3.2c pour contrôler **HEATER**. La grille de transistor *BSS84W-7-f* (**ENA_HEATER**) est liée directement à un GPIO de Raspberry Pi. Puisque ce dernier est toujours au démarrage à l'état bas (comme la masse), on a utilisé ce type de transistor pour assurer l'alimentation continue de capteur (p-

canal en mode d'amélioration). Mais, on peut couper l'alimentation en appliquant une tension positive sur la grille (le transistor à effet de champs est un bon interrupteur).

Même l'alimentation de la résistance de réchauffage de *TGS2603* est contrôlée par **HEATER** (Figure 3.2b).

Les valeurs de résistances **R2**, **R5**, **R6** et **R7** sont fixées en respectant deux contraintes : l'intervalle de tension qui peut être détecté par le convertisseur analogique numérique et le minimum et le maximum des résistances du capteur.

MCP3422 et *MCP3424* peuvent détecter des valeurs de tension entre 0 et 2.048V en mode simple (la chaîne CHx- est liée à la masse) et entre +2.048 et -2.048 en mode différentielle (la chaîne CHx- est liée à la tension négative). Puisqu'on a seulement des tensions positives, on va travailler avec la mode simple.

Pour les minimums et les maximums de résistances de différents capteurs, on a trouvé selon (Sensortech, 2015) et (INC., 2009) :

- résistance (NH₃) de *MiCS-6814* : [0.8, 1200] kΩ,
- résistance (CO) de *MiCS-6814* : [1, 5250] kΩ,
- résistance (NO₂) de *MiCS-6814* : [0.052, 600] kΩ,
- résistance de *TGS2603* : [0.9, 200] kΩ.

Les transducteurs de capteurs *TGS2603* et *MiCS-6814* sont des diviseurs de tensions puisque la sortie est une résistance. Donc, en utilisant la formule ci-dessous on a trouvé les valeurs de résistances **R2**, **R5**, **R6** et **R7**.

$$\frac{R_s}{R + R_s} * 5V < 2.048V \quad (3.1)$$

Tel que R_s est la résistance du capteur et R l'autre résistance du diviseur.

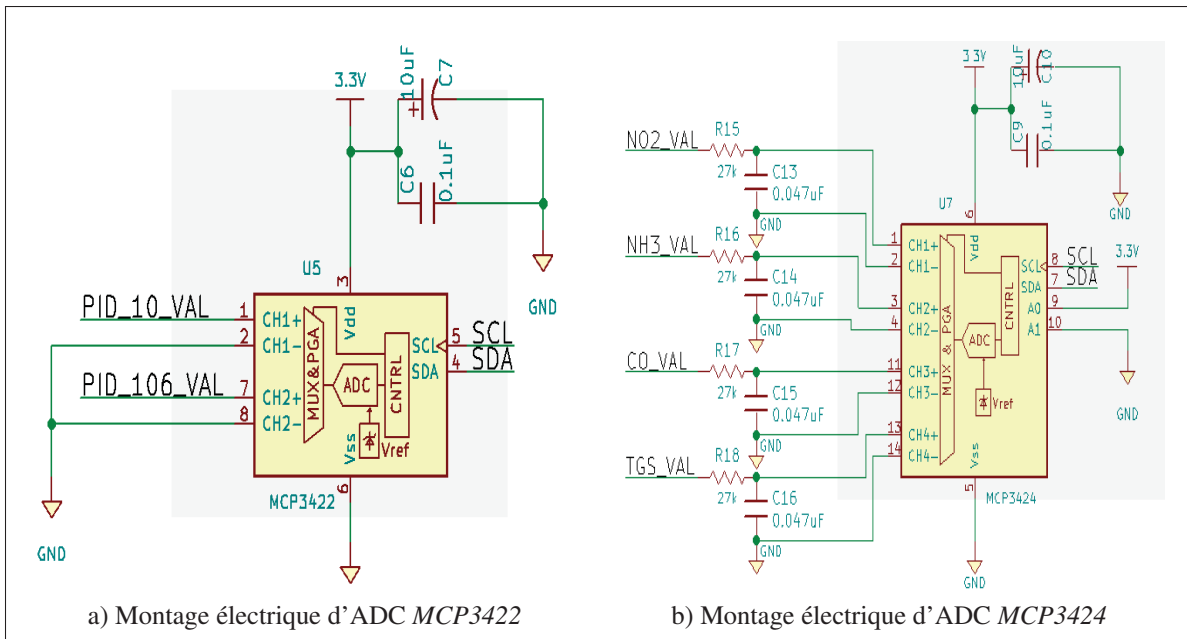


Figure 3.3 Montages électriques des ADCs

Entre deux corps, l'un à proximité de l'autre ou bien en contact, se produisent un transfert de charges électriques lorsqu'il y a une différence de potentiel électrostatique c'est le décharge électrostatique (ESD). Cet évènement génère, généralement, des signaux à haute fréquence qui peuvent affecter le composant. Dans le cas d'un système analogique de mesure dont le temps de réponse est faible (comme notre cas), un filtre passe-bas peut être utilisé pour supprimer cette énergie transitoire (Mark I., 2000). Les ensembles de filtres RC (**R13, C11**), (**R14, C12**), (**R15, C13**), (**R16, C14**), (**R17, C15**) et (**R18, C16**) sont dans notre montage (Figure 3.4 et Figure 3.3b) pour éliminer l'effet de ESD.

Les capacités **C5, C6, C7, C9 et C10** sont des capacités de découplage, utilisés dans la diminution des émissions parasites. Ces derniers proviennent généralement des signaux d'horloge ou bien des activités de charge/décharge des circuits intégrés (Mark I., 2000). Il existe deux principaux types de capacité de découplage :

- **capacité de découplage** : on utilise cette capacité devant l'alimentation de circuit intégré. Elle doit être le plus près possible de circuit intégré ;

- **capacité bulk** : elle est utilisée généralement devant les régulateurs pour assurer un niveau d'alimentation constant. Généralement, elle est entre 1 et 100 μF .

Généralement, les capacités de découplage nécessaire pour un circuit intégré se trouvent dans sa fiche technique.

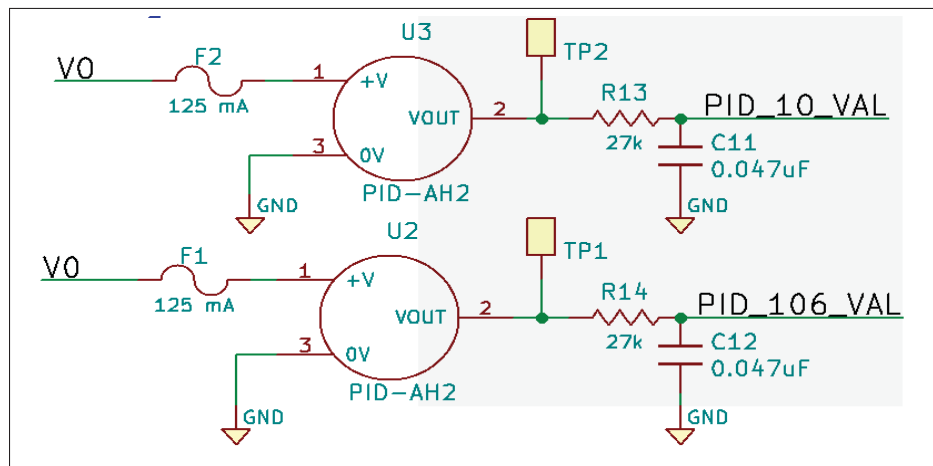


Figure 3.4 Montage électrique des capteurs *PID-AH*

Les composants **F1** et **F2** dans la Figure 3.4 sont des fusibles pour la protection de deux capteurs *PID-AH*. Car, au démarrage, le courant de fonctionnement du capteur peut atteindre 120 mA pendant 300 ms.

La Figure 3.5 est le montage électrique du bloc d'excitation de la lampe de *PID-AH*.

Pour **Alphasense** la tension d'alimentation de la lampe peut être entre 3.2 et 3.6 V avec une erreur tolérée de ± 0.01 V (régulateur embarqué désactivé) ou bien entre 3.2 et 10 V (régulateur embarqué activé).

Pour deux raisons, on va alimenter la lampe avec le régulateur embarqué activé :

- on peut avoir une tension plus grande pour avoir une meilleure sensibilité au VOC ;
- l'autre solution nécessite plus de précision avec l'alimentation.

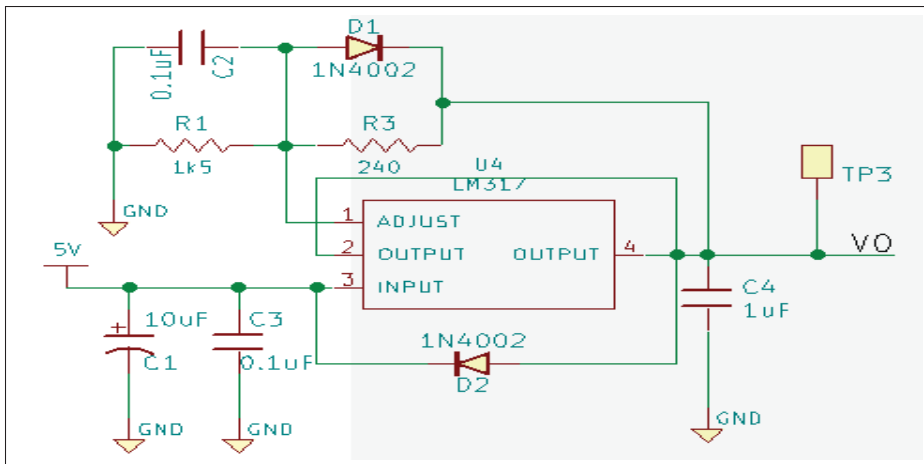


Figure 3.5 Montage électrique de bloc d'excitation des lampes des capteurs *PID-AH*

Le bloc d'excitation comporte essentiellement un régulateur ajustable *LM317* de **Texas Instruments**. La figure 3.5 représente le circuit typique (la page 10 de (Instruments, 2016)) de *LM317*. **C1** et **C3** sont de capacités de découplage, **C4** est une capacité bulk. L'ensemble de trois capacités forme un moyen de réduction de parasite. Puisqu'on va avoir une tension à la sortie plus grande que le nominal, il est recommandé d'utiliser **C2**. Les deux diodes **D1** et **D2** sont utilisés pour la protection de *LM317* de la décharge de **C4** et **C2**.

La tension de sortie de *LM317* est :

$$VO = V_{ref} * (1 + R1/R3)$$

Avec : $V_{ref} = 1.25 \text{ V}$; $R1 = 1.5 \text{ k}\Omega$ et $R3 = 240 \Omega$ (typique)

D'où $VO = 9 \text{ V}$.

Le montage électrique dans ANNEXE I montre la carte de capteurs. On a fait le routage de circuit avec le logiciel **KiCad**. Les deux Figures 3.6a et 3.6b sont les vues de face et d'arrière respectivement de la conception de la carte sur le logiciel.

On a fait l'impression de la carte de capteur deux fois. La première impression est faite dans l'atelier de département de génie électrique à l'école de technologie supérieure de Montréal. Ce PCB était juste pour faire des tests sur la performance de notre carte. Dans cette version,

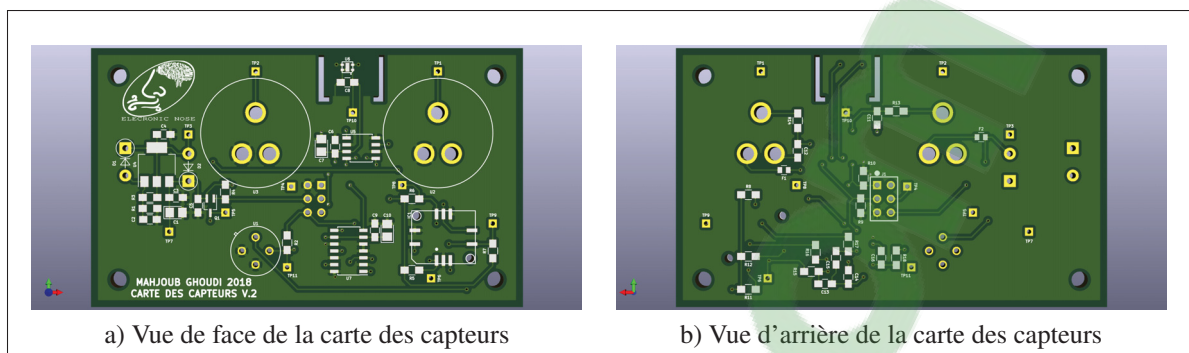


Figure 3.6 Vue de face et d'arrière de la vue 3D de la conception sur **KiCad**

les filtres passe-bas n'ont pas été compris dans la conception. Avec les tests qu'on a faits, on a remarqué beaucoup des variations dans les lectures de capteurs. Donc la solution a été d'ajouter les filtres passe-bas dans notre conception et de faire quelques modifications sur l'algorithme de lecture de données.

Dans l'ensemble, on a obtenu de bons résultats des tests de performance de la carte et la seule modification a été l'ajout de filtres passe-bas. La deuxième version a été faite sur *PCBWay* pour avoir une carte avec une meilleure qualité.

3.4 Tests de la plateforme

Notre plateforme comporte matériellement cinq capteurs; capteur de température/humidité (*ENS210*), deux capteurs de gaz en MOS (*MiCS-6814* et *TGS2603*) et deux capteurs de gaz en PID (*PID-AH* avec deux différentes lampes 10 eV et 10.6 eV). Mais d'un point de vue de données à analyser, nous avons huit valeurs à lire; la valeur du capteur *TGS2603* ("VOL_-TGS"), trois valeurs de capteur *MiCS-6814* ("VOL_NO2", "VOL_NH3" et "VOL_CO"), deux valeurs de capteurs *PID-AH*, valeur de la température et la valeur d'humidité.

Dans la plupart des figures, on va trouver la variation de valeurs de capteur *MiCS-6814*, et de capteur *TGS2603* et celle de la température seulement. Cependant, ce dernier est un facteur très indispensable dans l'étude de capteurs de gaz en MOS (*MiCS-6814* et *TGS2603*). Ainsi, les valeurs de capteurs *PID-AH* vont être utiles dans une étape plus avancée.

Pour tous les tests, on laisse la plateforme fonctionnelle pour une période qui dépasse les 24 heures avant le départ d'acquisition de données. Car le temps de stabilisation des capteurs de gaz en MOS est de l'ordre d'un jour. La lecture de données se fait chaque minute. Dans les premiers tests, on utilise seulement les capteurs en MOS sans les capteurs PID. Parce que, ces derniers ont un comportement stable et facile à manipuler donc les lectures de ces capteurs vont être plus utiles dans la phase de tests d'apprentissage. De plus, les capteurs PID sont très chers donc pour éviter la dégradation de performance des capteurs, on ne va pas les utiliser dans ces tests. Le langage de programmation utilisé dans les tests est Python.

Dans un premier temps, on va tester la réaction de notre plateforme avec l'environnement sans l'exposer à des odeurs. Le but de ce test est d'analyser essentiellement le comportement des capteurs de gaz en MOS voire la performance du code d'acquisition de données. Dans cette analyse, il y a trois tests. Les deux premiers tests ont été fait dans un environnement quelconque (à l'intérieure de notre laboratoire), mais pour deux périodes différents (période de quatre jours et période de deux jours). Le dernier test a été fait dans une salle avec une température stable (salle de prototypage) pour valider une hypothèse.

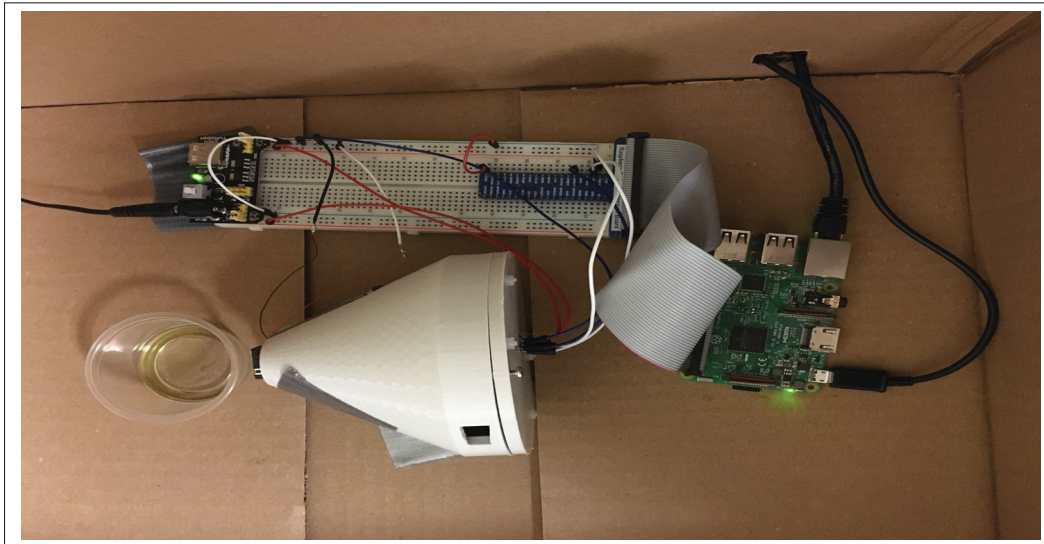


Figure 3.7 Exposition du système à une odeur (parfum)

Après, on va tester la réaction de notre plateforme avec quelques odeurs. Dans ce test on va utiliser le montage décrit dans la Figure 3.7. Dans cette phase, nous avons deux principaux objectifs :

- bien comprendre l'effet des odeurs sur la plateforme,
- préparer une petite base de données pour l'utiliser dans la troisième phase de tests.

On va utiliser quelques odeurs primaires mentionnées dans le tableau 1.1 du premier chapitre. La phase finale consiste à étudier la performance d'algorithme qu'on va utiliser dans notre système.

3.4.1 Analyser l'interaction de la plateforme avec l'environnement

Les premiers tests de la plateforme consistent à voir les réponses de capteurs dans un environnement quelconque. La plupart de tests sont effectués à l'intérieur de notre laboratoire. Les buts de ces tests sont seulement :

- analyser les réponses des capteurs,
- analyser le comportement des capteurs et de la plateforme dans un environnement quelconque,
- analyser le comportement de la plateforme avec quelques odeurs primaire.

Le premier test a été fait dans le laboratoire pendant une période de quatre jours pour analyser les réponses de capteurs pendant une longue période. La Figure 3.8, représente les variations de quatre capteurs de gaz en MOS avec le capteur de température (en rouge). Dans cette figure, on a remarqué des variations de température et des réponses de capteurs de gaz.

Il y a deux hypothèses à vérifier :

- la cause de variations de température est l'environnement de travail ;
- parmi les causes de variations de réponses de capteurs de gaz est la température.

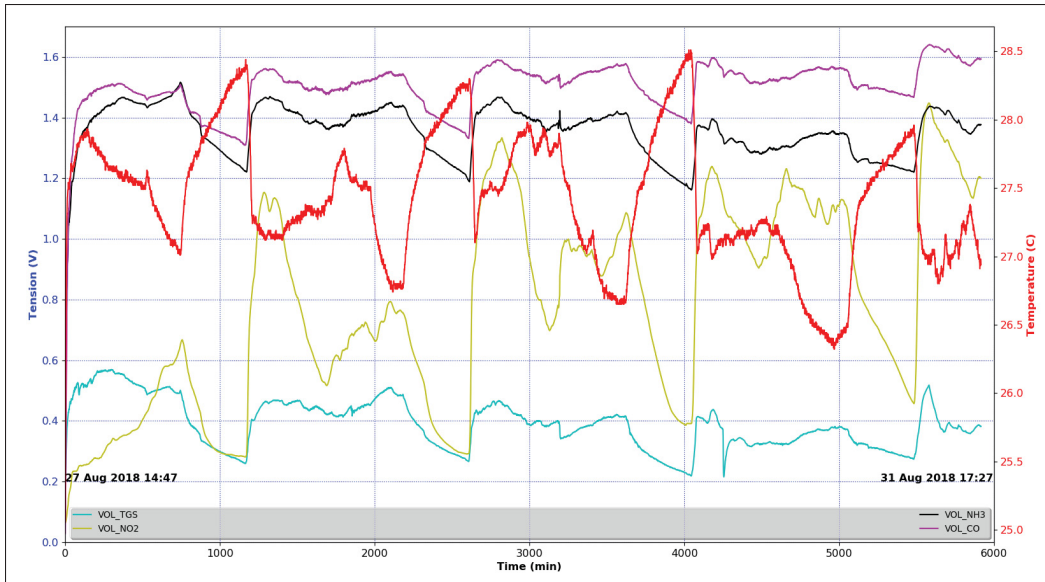


Figure 3.8 Premier test des capteurs dans le laboratoire pour une période de quatre jours

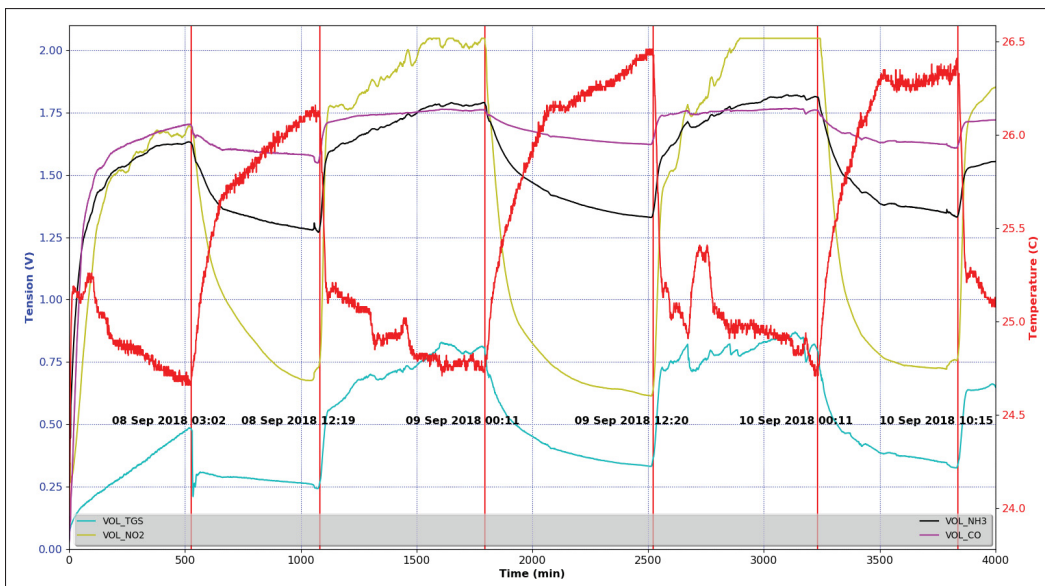


Figure 3.9 Deuxième test des capteurs dans le laboratoire pour une période de deux jours

On a fait deux tests pour valider les deux hypothèses. On a répété le premier test avec les mêmes conditions, mais on a enregistré les réponses pour une période de deux jours avec la date de lecture. La Figure 3.9, est la représentation de l'enregistrement de ce test.

Entre les dates « 08 Sep 2018 03 :02 » et « 08 Sep 2018 12 :19 » dans la Figure 3.9, on remarque une augmentation de la température. Cette augmentation est due à la coupure de climatisation dans le laboratoire pendant la nuit (tous les heurs sont en UTC « Coordinated Universal Time »). Le même phénomène se répète entre les dates « 09 Sep 2018 00 :11 » et « 09 Sep 2018 12 :20 » et les dates « 10 Sep 2018 00 :11 » et « 10 Sep 2018 10 :15 ». Dans ces intervalles du temps, il y a des variations remarquables dans les valeurs de tensions de capteurs. Cependant, on peut dire que la cause directe de ces variations est la variation notable de température qui dépasse 1°C (d'une valeur de l'ordre de 24.5°C à une valeur de l'ordre de 26.5°C). Ainsi pendant les autres intervalles du temps de la Figure 3.9 (entre « 08 Sep 2018 12 :19 » et « 09 Sep 2018 00 :11 » et entre « 09 Sep 2018 12 :20 » et « 10 Sep 2018 00 :11 ») qui correspondent à des heures de travail dans le laboratoire (il y a de climatisation). On constate de légères variations des valeurs de tensions (presque constante pour le cas de capteur de CO) avec légères variations de température (de l'ordre de 0.5°C).

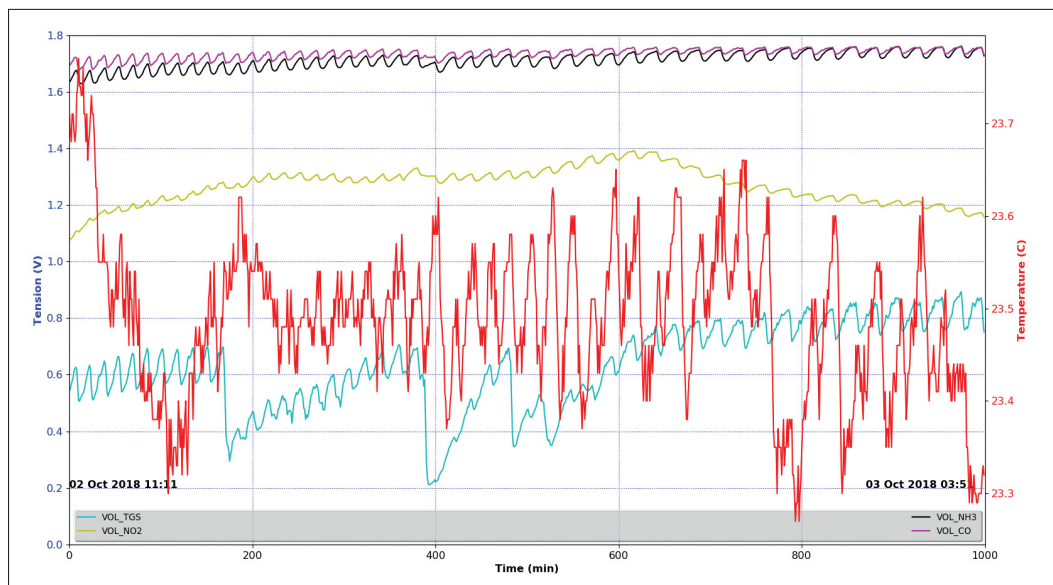


Figure 3.10 Test des capteurs dans la salle de prototypage

La Figure 3.10 est le résultat de l'autre test qu'on a fait dans une salle à l'école appelée la salle de prototypage de département de génie mécanique. Dans cette salle, la température est presque stable (variation de 0.3°C , peut être considéré comme de bruit de lecture). On remarque que

les lectures de tensions sont quasi stables, seulement des variations dues au bruit de lecture. Il y a de grandes variations au niveau de capteur TGS2603, peut-être dû aux activités dans la salle de prototypage. Car on ne peut pas contrôler les activités dans la salle.

3.4.2 Analyser l'interaction de la plateforme avec quelques odeurs

3.4.2.1 Description de scénario du test

À ce stade, on va étudier l'effet de quelques types des odeurs sur les capteurs après avoir analysé le comportement des capteurs dans un environnement quelconque. La température agit clairement sur les réponses de capteurs en MOS est la conclusion essentielle de notre premier test. Donc, il est nécessaire de trouver une façon pour compenser l'effet de la température. Ainsi, le comportement du système en présence des odeurs est très utile aussi dans la compensation d'effet de la température.

On ne va pas utiliser toutes les odeurs qui se trouvent dans le tableau 1.1, car notre but dans cette phase est d'analyser la réaction de notre système en présence des odeurs. On a préparé trois échantillons des odeurs; vinaigre, parfum et liquide de nettoyage. Le scénario de ce test se déroule en suivant les règles suivantes :

- une fréquence de lecture de 10 secondes;
- un temps d'échantillonnage de 3 minutes qui correspond au temps d'exposition d'odeur à la plateforme;
- un temps de récupération de 15 minutes qui correspond au temps entre deux temps d'échantillonnage;
- l'ordre d'exposition des odeurs est le suivant : liquide de nettoyage → vinaigre → parfum → vinaigre → liquide de nettoyage → parfum → parfum → liquide de nettoyage → vinaigre.

Après une période de 24 heures, on commence l'enregistrement des réponses de capteurs avec une fréquence de lecture de 10 secondes. Selon l'ordre d'exposition décrit dans le dernier point de règles décrit auparavant, les réponses de capteurs va être enregistrer pendant 3 minutes en présence d'une odeur et pendant 15 minutes entre deux odeurs.

3.4.2.2 Analyse des résultats

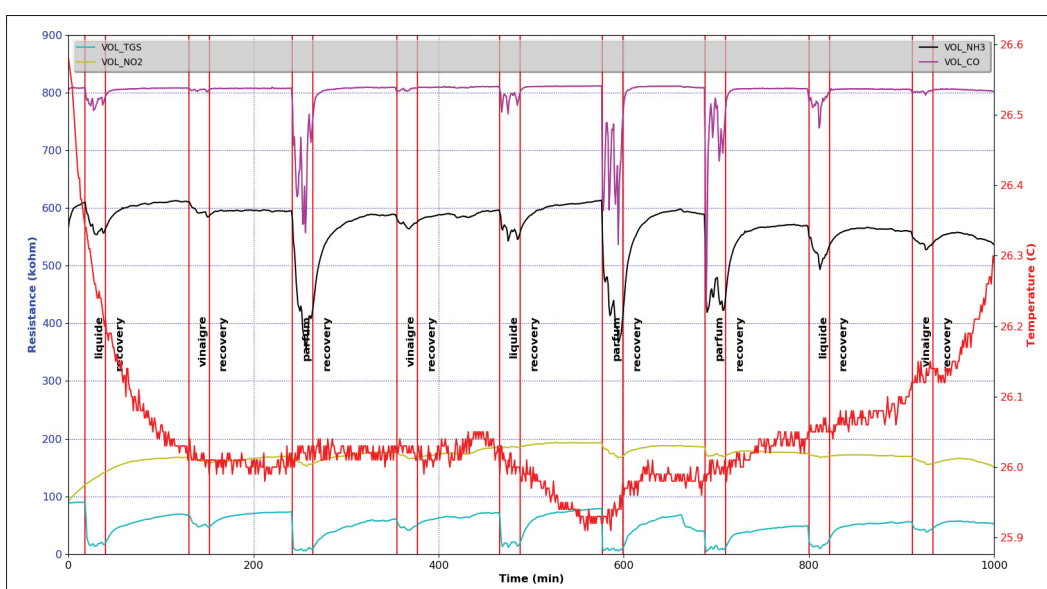


Figure 3.11 Résultat du quatrième test

La Figure 3.11 comporte les réponses de différents capteurs de notre plateforme. On remarque des différences entre les réponses d'ensemble de capteurs par rapport à un seul type d'odeur et entre les réponses d'un seul capteur par rapport aux différentes odeurs. Par exemple pour le vinaigre la résistance de capteur *TGS2603* est dans la zone de 50 k Ω , celle de NO2(*MiCS-6814*) est dans la zone de 160 k Ω , celle de NH3 et celle de CO (*MiCS-6814*) subissent de petites variations. Dans l'autre cote, pour la résistance du capteur *TGS2603*, par exemple, en présence du vinaigre est dans la zone de 50 k Ω , en présence du liquide de nettoyage est dans la zone de 20 k Ω et en présence du parfum est dans la zone de 10 k Ω . La Figure 3.12, est les variations de différentes résistances de capteurs séparées pour focaliser les changements de résistance en fonction des odeurs.

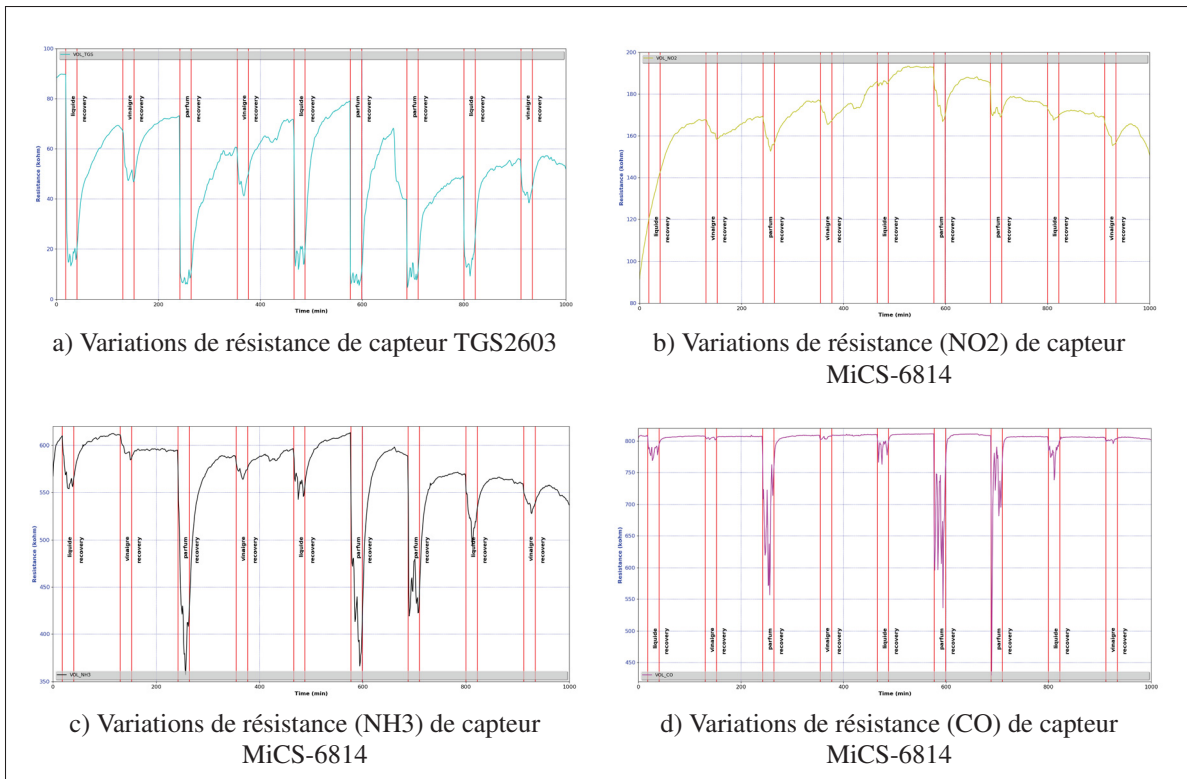


Figure 3.12 Réponses de différents capteurs séparés

À partir des figures 3.11 et 3.12 on remarque aussi :

- le comportement de la résistance de NO₂ (Figure 3.12b) n'est pas semblable aux comportements des autres résistances. La cause peut être une grande sensibilité à la température ou bien l'intervalle des concentrations qui peut être détecté par ce capteur (entre 0.05 et 10 ppm). Ce capteur peut détecter des concentrations qui sont très petites ;
- le temps de récupération est court. Dans le cas idéal, la résistance de capteur doit retourner à l'état initial pendant cet intervalle du temps. Par exemple, pour les cas des résistances de TGS et NH₃, on remarque que les réponses des capteurs ne se stabilisent pas aux alentours de ses valeurs initiales. Donc il faut plus de temps entre deux temps d'échantillonnage ;
- la réponse de CO dans la Figure 3.12d retourne à l'état initial rapidement après exposition à une odeur contrairement aux réponses de TGS et NO₂. Peut-être, ce comportement est dû au fait que la valeur de capteur de CO dépasse la valeur maximale d'ADC. Lorsqu'on a fait

le choix de la résistance de transducteur du capteur de CO (**R6**), on a respecté la contrainte dans l'équation 3.1. Dans les figures de la section précédente, les valeurs de tension de ce capteur à l'état initiale sont dans la zone de 1.7 V (résistance dans la zone de 680 k Ω). Mais, dans ce paragraphe, le capteur a une tension qui dépasse le 2.048 V (plus que 818 k Ω). La cause est essentiellement une dégradation de performance du capteur.

3.5 Conclusion

Les performances de la plateforme sont dans l'ensemble convenables. Mais, il y a plusieurs modifications possibles qui peuvent donner de meilleurs résultats. Les tests des effets de modifications sur les résultats ne sont pas très urgents, mais ils seront possiblement réalisés une fois que notre approche sera valide. Car ce travail est un prototype pour évaluer l'idée. Maintenant avec ces résultats il est possible d'utiliser la plateforme avec un système d'apprentissage et de reconnaissance. Cependant, il faut définir et tester ce dernier séparément avant son intégration dans la plateforme. C'est l'objectif du prochain chapitre.

Clicours.COM

CHAPITRE 4

DESCRIPTION DE PROCESSUS D'APPRENTISSAGE ET DE RECONNAISSANCE ET DE TESTS D'ALGORITHME

4.1 Introduction

La plateforme est maintenant prête pour l'employer dans nos tests. Mais, il faut définir le système d'apprentissage et de reconnaissance et le tester avant tout. La définition de ce système est basée sur l'approche d'avoir un système complet qui peut être utilisé dans plusieurs applications. La conception de la plateforme respecte en général cette vision. Donc le système d'apprentissage et de reconnaissance doit respecter l'objectif. Dans ce chapitre, on va décrire en détail le processus d'apprentissage et de reconnaissance qu'on va utiliser. De plus, les résultats de tests sur l'algorithme se sont rapportés vers la fin de ce chapitre.

4.2 Système d'apprentissage et de reconnaissance

L'objectif final est un système qui peut être utilisé dans toutes les applications. Pour répondre à ces besoins, il faut bien manipuler un algorithme d'apprentissage et de reconnaissance capable d'adapter la structure et les paramètres de son modèle. Nous avons choisi un algorithme évolutif capable de commencer à ne partir de rien. Car un système d'apprentissage capable d'apprendre avec le temps est un système qui peut être utilisé dans n'importe quelle application. Pour des raisons de consommation de ressources et de performance, le système d'apprentissage FRB est le meilleur choix. L'algorithme décrit dans (Angelov *et al.*, 2017) est parmi les algorithmes qui peuvent commencer à partir de rien, travailler en ligne et se baser sur le système d'apprentissage FRB. De plus, il donne de bonnes performances en comparant par d'autres algorithmes. On a adapté le code (Gu & Angelov, 2018) à nos besoins.

Pour adapter notre système aux besoins de chaque personne, on a défini deux façons de fonctionnement (Figure 4.1). La première méthode est l'apprentissage séparé. Dans ce cas il y a une période séparée pour l'apprentissage, une fois le système a appris la phase d'utilisation

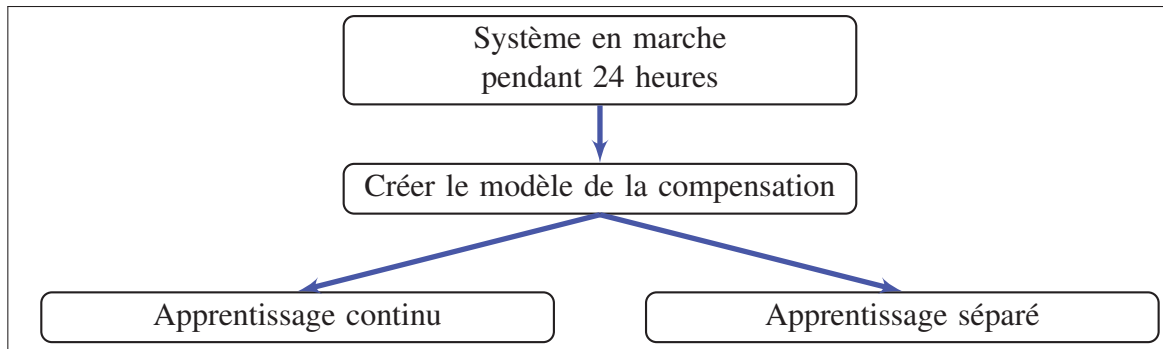


Figure 4.1 Architecture générale d'apprentissage

de modèle d'apprentissage commence. L'utilisation du système dans ce mode limite le modèle d'apprentissage dans un domaine des odeurs spécifiques. Puisque le modèle évolue pendant la période d'apprentissage, après cette période le modèle reste le même. Mais, le même algorithme avec la même méthode de supervision est utilisé dans les deux façons de fonctionnement.

Comme méthode de supervision, on va utiliser une méthode active pour bien sélectionner les lectures de capteurs qui doivent avoir une étiquette. La sélection se fait à l'aide d'algorithme présenté dans (Bouguelia, 2015).

Dans tous les cas, même pour le mode d'apprentissage continu, il est indispensable de laisser le système fonctionnel pendant une période qui dépasse les 24 heures et de créer un modèle de compensation. Car pour des besoins matériels (stabilisation de capteur de gaz en MOS) plus qu'un jour est nécessaire pour avoir des lectures de capteurs expressifs. Cependant, la création du modèle de compensation a pour but de donner au système le temps nécessaire pour s'adapter à l'environnement dans lequel il va être utilisé. Le diagramme dans la Figure 4.2 résume la démarche nécessaire pour créer le modèle de compensation. Le modèle résultant doit être capable de compenser l'effet de la température et de détecter tous les changements dans l'environnement. On a seulement une seule sortie pour ce modèle ("Clean") qui va prendre la valeur 1 lorsqu'il n'y a pas de changement dans l'environnement ("Clean") et la valeur 0 dans l'autre cas ("Not Clean"). En collaboration avec l'utilisateur, le système crée le modèle. Au début, le processus va être pénible pour le poursuivant, mais la méthode active va diminuer

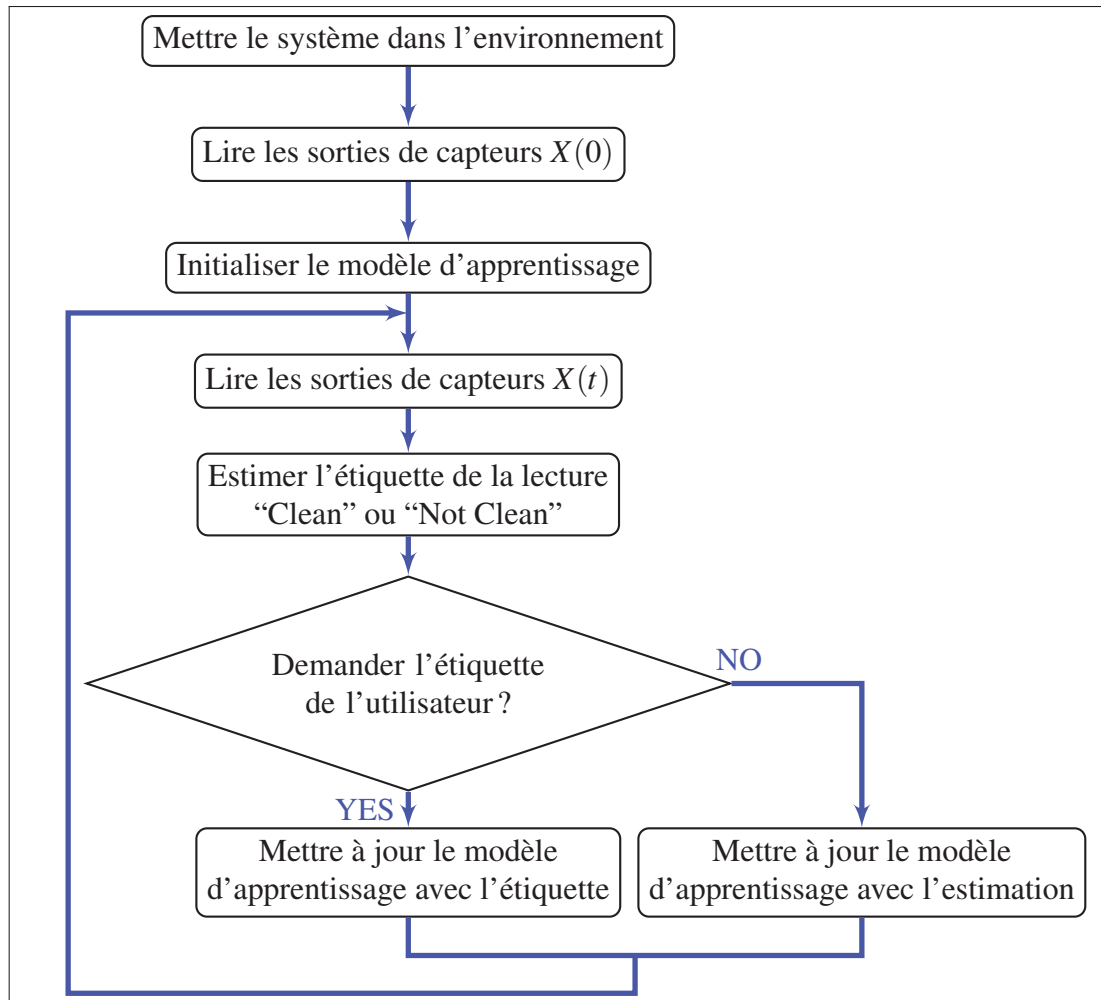


Figure 4.2 Architecture de création du modèle de la compensation

cette dépendance. Il est possible de changer l'utilisateur (être humain généralement) par un système utilisé dans le même domaine d'application et déjà appris puisque nous sommes dans l'ère d'internet des objets (IoT).

À un certain moment, le système doit être capable de prendre la décision concernant l'environnement (selon le modèle de compensation) sans demander l'aide de l'utilisateur. Donc on peut dire que notre système a bien appris. Cependant, il est seulement le début, car à partir de ce stade l'apprentissage continu commence. Le processus de fonctionnement consiste à demander de l'utilisateur au début l'étiquette d'une lecture qui correspond à une estimation de valeur 0 selon le modèle de compensation. Une fois, le poursuivant confirme l'introduction d'une nou-

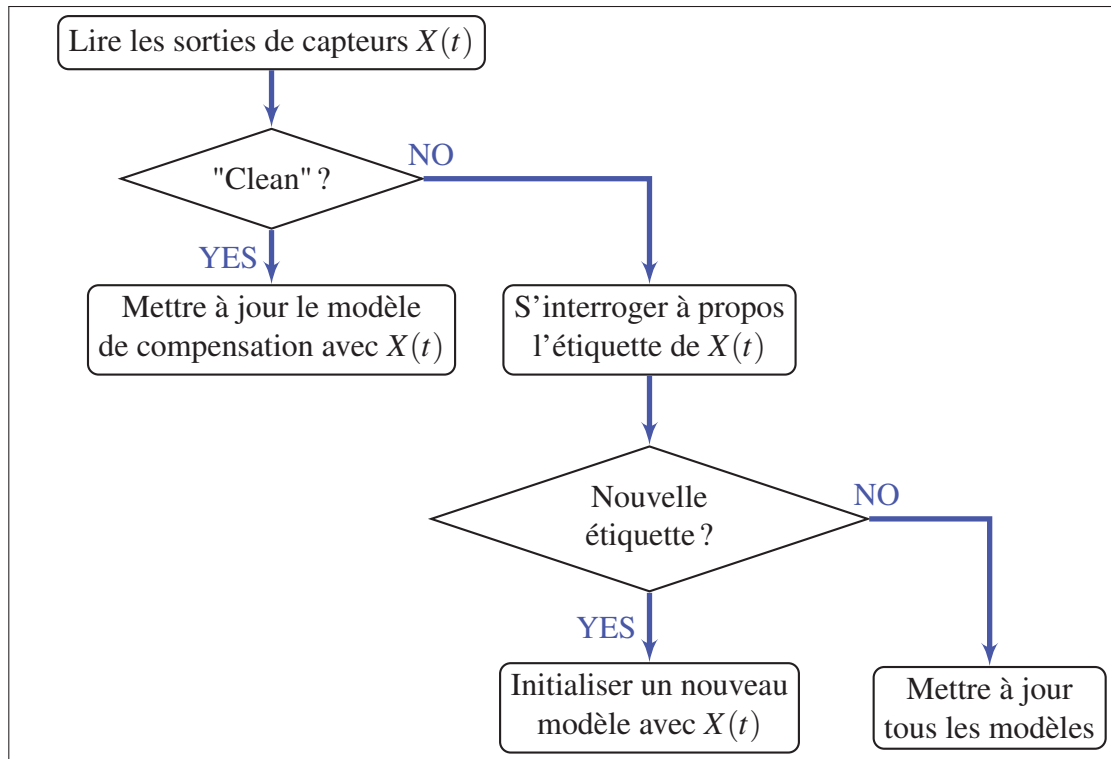


Figure 4.3 Processus d'apprentissage en fonctionnement continu

velle odeur, le système va initialiser un nouveau modèle avec cette lecture et l'étiquette fournit par l'utilisateur. Et, ainsi de suite, si tous les modèles estiment des valeurs nulles à une itération, le système va interroger à propos de la classe. Et il va créer un nouveau modèle s'il est nécessaire comme il est décrit dans la Figure 4.3. Mais il est indispensable de vérifier à chaque fois l'estimation de chaque modèle (demander à l'utilisateur la confirmation d'estimation).

4.3 Tests d'algorithme d'apprentissage

Parmi les méthodes standard utilisées dans l'évaluation des systèmes d'apprentissage, la validation croisée est le plus employée dans l'apprentissage « Batch » à partir d'ensemble fini. Cependant, dans un contexte des données potentiellement infinies et des modèles de décision évolutifs, la validation croisée n'est pas applicable (Gama *et al.*, 2009). Ainsi, dans ce contexte les chercheurs ont besoin des autres stratégies pour évaluer le modèle d'apprentissage. L'une

de ces stratégies ("*Holdout an independent test set*") consiste à appliquer le modèle de décision à un ensemble de tests indépendant par le biais d'exemples (ou bien à un intervalle régulier).

Cette stratégie comporte trois étapes :

- diviser la base de données sur deux ensembles (ensemble de test et ensemble d'apprentissage);
- pour chaque ligne de l'ensemble d'apprentissage on met à jour le modèle;
- pour chaque ligne de l'ensemble d'apprentissage on test le modèle à jour par l'ensemble de test et on calcul l'exactitude du modèle avec la matrice de confusion.

Dans le test d'algorithme d'apprentissage et de reconnaissance, on va utiliser une base de données prédéfinie comme première étape. Avec cet ensemble de données, on va appliquer la stratégie de "*Holdout an independent test set*" et on va tracer l'allure de l'exactitude en fonction d'itération. Le but d'utilisation de cette base est d'assurer la bonne performance de notre algorithme avec une base de données déjà tester.

Comme une deuxième étape, on va tester l'algorithme d'apprentissage et de reconnaissance exploitant la même stratégie mais avec la base de données qu'on a construite dans le dernier test du chapitre trois. Pareillement on va tracer l'allure d'exactitude en fonction d'itération.

4.3.1 Test avec une base de données prédéfinie

Cet ensemble de données (Wijaya, 2018) est formaté dans un fichier Excel. Il comporte 12 feuilles, chacun correspond à un type de coupe de bœuf. Dans chaque feuille, il y a 2220 lectures de 11 capteurs en MOS de **Winsen**. Avec ces lectures il y a trois autres paramètres : "Label" qui correspond à notre sortie, "TVC" qui correspond à une caractéristique de coupe de bœuf provient de 12 types de coupes de bœuf et "Minute" qui correspond à la minute de lecture.

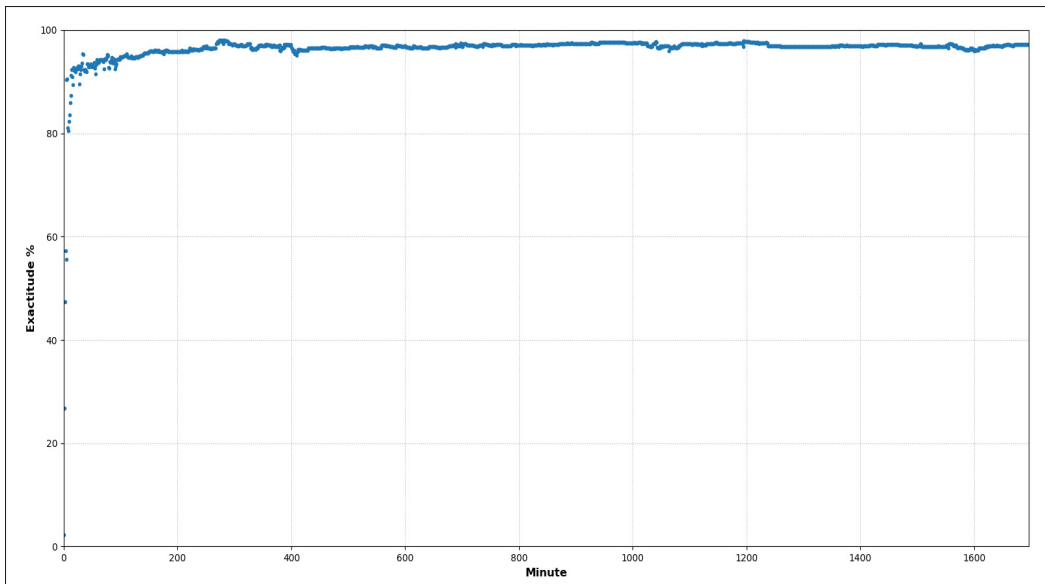


Figure 4.4 Exactitude d'estimation en fonction d'itération

Dans un premier test, pour avoir la précision de notre algorithme, on l'a testé avec la base de données (Wijaya, 2018). En divisant cette base de données en des données de test et de données d'apprentissage. Avec la matrice de confusion on a obtenu une exactitude de l'ordre de 97%. Dans (Wijaya *et al.*, 2017) et (Sarno & Wijaya, 2019), une exactitude de l'ordre 94% dans la classification de coupes de bœuf a été trouvé en exploitant le KNNs et ANFIS respectivement comme algorithme d'apprentissage et de reconnaissance.

La Figure 4.4 présente les résultats du test appliqué sur les modèles d'apprentissage évolutifs à base de flux de données. On remarque que l'algorithme est capable de garder une exactitude qui dépasse le 80% à partir de la 7^{ème} itération et une exactitude finale de l'ordre de 97%.

4.3.2 Test avec une base de données du système

Le deuxième test a été sur la base de données qu'on a tirée du chapitre précédent. La Figure 4.5 représente les résultats du test appliqué sur les modèles d'apprentissage évolutifs à base de flux de données en utilisant cette base de données. On remarque un taux maximal d'exactitude de l'ordre de 92%. Par rapport à l'exactitude de 94% dans (Wijaya *et al.*, 2017) et

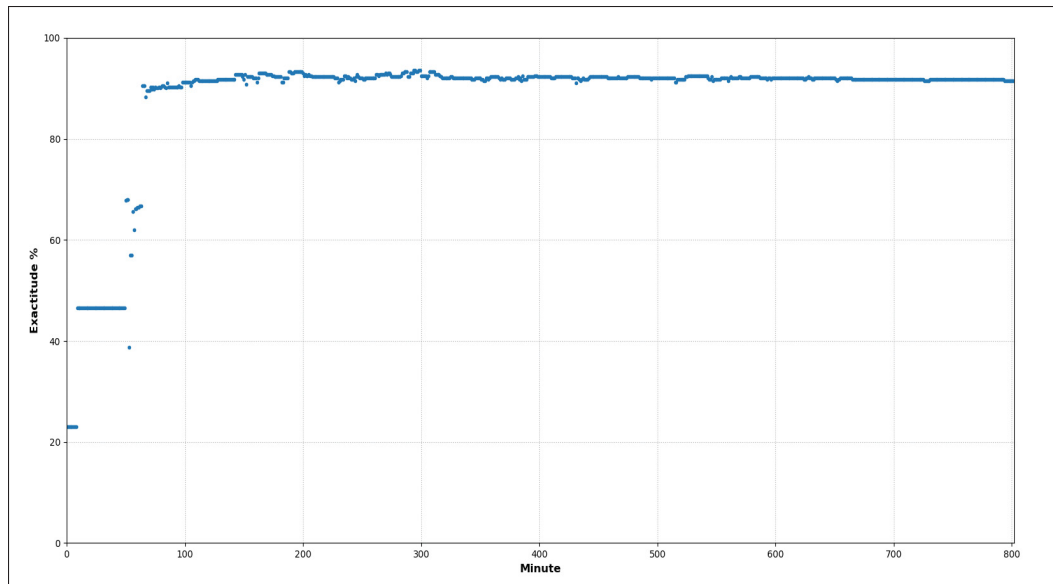


Figure 4.5 Exactitude d'estimation en fonction d'itération pour la base de données de notre système

(Sarno & Wijaya, 2019), cette exactitude de 92% est acceptable. Mais l'algorithme peut donner une meilleure performance et la cause de cette dégradation d'exactitude peut être la base de données qui n'est pas très représentative.

4.4 Test de la procédure d'apprentissage et de reconnaissance

Les résultats de tests sur les deux bases de données avec la stratégie "*Holdout an independent test set*" sont généralement acceptables. Des taux d'exactitudes maximaux qui dépassent le 90% et une convergence rapide sont les résultats nécessaires pour pousser les expérimentations. Les tests suivants ont pour but d'analyser les performances de la procédure d'apprentissage et de reconnaissance avec notre système.

Dans un premier test, on va tester le processus décrit au début de ce chapitre avec le système. Une interface graphique assure la communication entre l'utilisateur et le système. Le but est d'analyser les performances du processus d'apprentissage et de reconnaissance dans un cas de fonctionnement réel de notre système.

Le deuxième test consiste à appliquer la procédure d'apprentissage et de reconnaissance sur une base de données prédéfinie. Le but de ce test de valider une hypothèse concernant les problèmes trouvés dans le premier test.

4.4.1 Test du processus d'apprentissage et de reconnaissance avec le système

Dans le test suivant, on va essayer de simuler la procédure décrite dans la deuxième section de ce chapitre. On va utiliser l'interface graphique présentée dans la Figure 4.6 pour assurer la communication entre l'utilisateur et le système. Cette interface n'est qu'un moyen pour tester notre procédure d'apprentissage, elle peut être une application mobile ou bien un outil de communication entre deux objets connectés (WiFi ou Bluetooth).

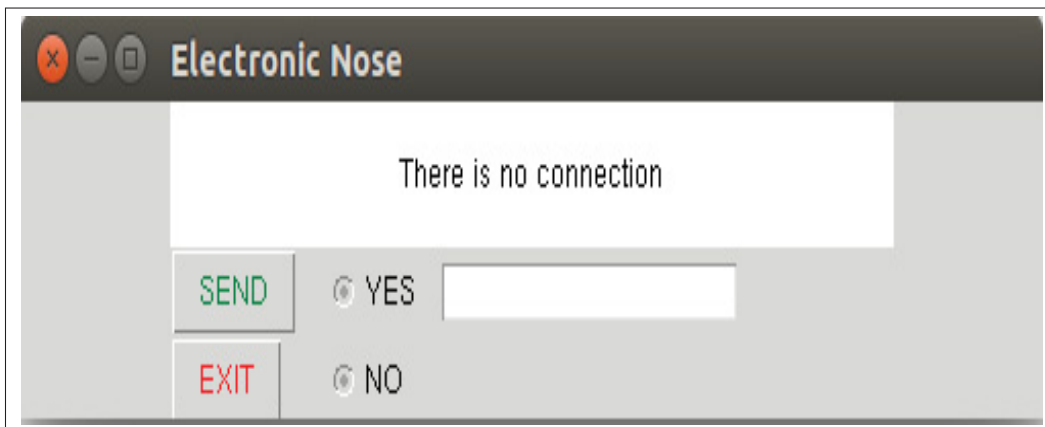


Figure 4.6 Interface graphique utilisée dans la communication entre l'utilisateur et le système

L'interface graphique comporte un grand rectangle blanc pour afficher des messages, deux boutons d'options ('YES' et 'NO'), un bouton 'SEND' pour envoyer les messages écrits dans le petit rectangle blanc et un bouton 'EXIT' pour fermer la communication et l'interface.

Les deux boutons d'options sont utilisés généralement dans la confirmation ou bien la négation d'une estimation du système. Ce dernier demande l'opinion d'utilisateur seulement lorsqu'il n'est pas sûr de son estimation. Les messages envoyés par le système (opinion, estimation et

demande d'étiquette) vers l'utilisateur sont affichés dans le grand rectangle blanc. Dans le cas d'une nouvelle odeur, l'utilisateur doit écrire le nom de l'odeur dans le petit rectangle blanc et cliquer sur le bouton 'SEND'. De l'autre cote le système va créer une nouvelle étiquette pour cette lecture avec le message envoyé par l'utilisateur.

Comme il est décrit dans la deuxième section de ce chapitre, il est nécessaire de laisser le système fonctionnel pendant une période qui dépasse 24h. Mais pendant cette période, il n'y a pas acquisition de données et apprentissage et reconnaissance. Une fois, les valeurs des tensions (résistances de capteurs de gaz) deviennent stables, on lance l'interface graphique et le programme d'apprentissage et de reconnaissance.

Dans une première étape, on donne au système le temps nécessaire pour créer le modèle de compensation qui décrit l'environnement dans le cas normal. Après quelques itérations et quelques demandes à l'utilisateur, le système commence à donner des estimations sûres de l'état de l'environnement.

L'étape suivante commence lorsque le système, pendant une longue période, donne des estimations sans demander l'opinion de l'utilisateur. Elle consiste à utiliser les échantillons des odeurs primaires utilisées dans le chapitre 3. Quand on introduit l'échantillon d'odeur devant le système (Figure 3.7), il commence à demander l'aide de l'utilisateur. Pour la première odeur, le système demande l'étiquette directement. S'il y a plusieurs étiquettes, le système va prendre plus de temps pour savoir que c'est une nouvelle odeur.

Cependant, le système commence à donner de mauvaises estimations lorsqu'on l'expose à l'odeur pour une longue période. Ainsi il prend beaucoup du temps pour commencer à donner une estimation d'un environnement sans odeur après l'élimination de la source d'odeur. La cause de ces retards peut être le temps de réponse des capteurs et le temps de récupération qui est trop long pour les capteurs de gaz en MOS (peut atteindre les 30 minutes). Donc on va faire un autre test sur une autre base de données pour assurer qu'il n'y a pas un problème dans notre implémentation. C'est l'objectif de la prochaine section.

4.4.2 Test du processus d'apprentissage et de reconnaissance avec une base de données

La base de données dans (Fonollosa *et al.*, 2015) contient l'acquisition continue de 16 capteurs de gaz en MOS pendant une période d'environ 12 heures. Le réseau des capteurs est exposé à des mélanges gazeux (éthylène et méthane dans l'air, et Éthylène et CO dans l'air) à différents niveaux de concentration. Ces niveaux sont généralement entre 0 et 20 ppm pour éthylène, 0 et 600 ppm pour CO et entre 0 et 300 pour méthane.

Cette base de données définit dans l'ensemble le scénario de fonctionnement pour mon système d'apprentissage et de reconnaissance. Mais, au lieu d'utiliser des odeurs, les auteurs utilisent des mélanges gazeux à différentes concentrations.

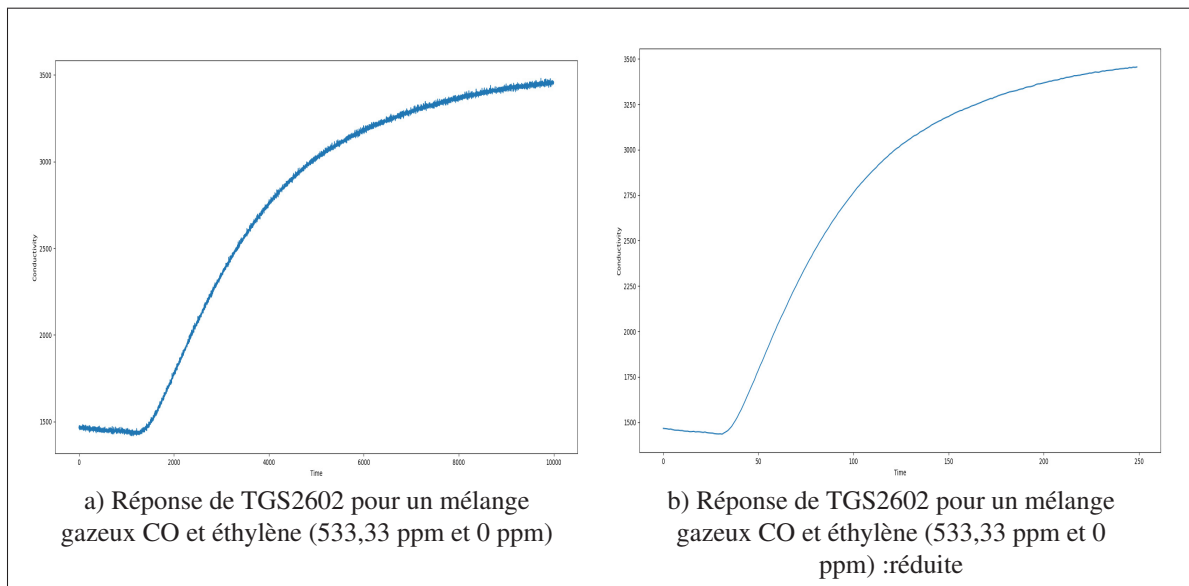


Figure 4.7 Exemple d'une réponse de capteur d'un fichier dans le cas réel et le cas réduit

La base de données est énorme (plus que 4000000 lectures pour chaque mélange gazeux). Mais on ne va pas utiliser la totalité de la base de données (presque 340000 lectures de mélange éthylène et CO). L'objectif de ce test est seulement de vérifier si on va trouver les mêmes problèmes avec cette base. Pour tester le scénario de fonctionnement, on a fait plusieurs traitements sur les fichiers fournis par (Fonollosa *et al.*, 2015). Pour des contraintes de logiciel (Excel), on a divisé

le fichier du mélange éthylène et CO en fichiers contient seulement 1000000 lectures. Après on a découpé les 340000 premières lectures sur 31 fichiers Excel selon les concentrations du mélange. Et pour chaque fichier, on a réduit le nombre des lectures tout en gardant la même allure de réponse de capteur pour accélérer la phase de test. Dans la Figure 4.7 on remarque que les deux réponses (4.7a et 4.7b) ont la même allure avec presque les mêmes valeurs de conductivités. Mais au lieu de travailler avec 10000 lectures, on va travailler avec 250 lectures.

Même pour cette base de données l'algorithme prend beaucoup de temps pour commencer à donner une estimation d'un mélange de gaz de 0 ppm dans une phase transitoire. Cette phase correspond au passage d'un fichier qui présente un mélange de gaz différent de 0 ppm à un autre qui définit un mélange de 0 ppm. Le passage d'un fichier à un autre est une simulation de l'exposition/l'isolation de notre système aux/des odeurs. Donc on peut dire que le temps de réponse et de récupération doit être pris en considération.

4.5 Conclusion

La procédure d'apprentissage et de reconnaissance en utilisant cet algorithme donne de résultats motivants. Mais il reste à trouver une solution pour le problème avec le temps de réponse et le temps de récupération. Cette tâche va être un travail futur pour améliorer la performance du système en général.

CONCLUSION

Le nez électronique comporte essentiellement deux parties ; une partie matérielle et une autre logicielle. En général, le choix des capteurs de gaz (partie matérielle) et le choix du système d'apprentissage et de reconnaissance (partie logicielle) dépendent du domaine d'application.

Notre objectif final est un système qui peut être utilisé dans plusieurs domaines d'applications. Les nez électroniques qui se trouvent sur le marché sont, souvent, pour des applications spécifiques. Pour cette raison, une conception de ce système à partir de zéro a été proposée dans ce travail. Ainsi, il est indispensable de valider notre conception en testant chaque partie séparément avant de tester la totalité du système.

Avec les tests de la carte de capteurs qui comporte les capteurs de gaz et les différents circuits d'acquisition, il faut assurer un bon fonctionnement de la partie matérielle. Les résultats des premiers tests sont très motivants, car ils montrent que notre système réagit avec l'environnement et l'on est capable d'enregistrer les changements dans les sorties de capteurs. Ainsi, on remarque dans les enregistrements de valeurs de capteurs (capteurs de gaz et capteur de température) des variations dans les réponses de capteurs de gaz synchronisées avec les changements de la température et les modifications des odeurs dans l'environnement de travail. Donc on peut conclure que notre conception est fonctionnelle. Mais, il y a quelques limitations du circuit de la carte des capteurs :

- il y a beaucoup des bruits sur les lectures de capteurs, donc il est possible de diminuer ces bruits par optimisation de circuit de la carte de capteurs ;
- la réponse de quelques capteurs de gaz est instable et difficile à comprendre. Le choix de capteurs de gaz a été basé sur les fiches techniques de ces derniers et nos besoins ;
- il est possible d'optimiser les choix de résistances qui sont utilisés dans les circuits de conditionneur. Mais cette optimisation nécessite une étude approfondie sur les capteurs, car

ce choix va être basé sur la limite de fonctionnement du capteur et il y a plusieurs facteurs à prendre en considération.

Normalement, le système d'apprentissage et de reconnaissance doit être capable de fixer les deux premières limitations. Mais, l'optimisation du circuit et du choix de capteurs peut être comme des travaux futurs.

Dans le test du système d'apprentissage et de reconnaissance, une base de données prédéfinie d'un nez électronique a été utilisée pour éviter l'influence de limitations de notre conception de la partie matérielle sur les résultats. L'implémentation du scénario d'apprentissage est très proche de celui du cas réel (les deux parties ensemble avec l'utilisateur). Mais, toujours, il y a des différences entre les deux cas puisqu'il est très difficile d'inclure tous les facteurs dans une simulation. Les résultats de ce test sont généralement acceptables. Cependant, cette base de données ne représente pas toutes les attitudes à gérer par le système d'apprentissage et de reconnaissance dans notre approche. Le test qui suit a été sur une petite base de données extrait de notre plateforme.

RECOMMANDATIONS & TRAVAIL FUTUR

Notre objectif est de construire un nez électronique qui peut être utilisé dans plusieurs applications. Afin d'atteindre cet objectif, il faut absolument que les deux parties qui définissent ce système puissent supporter ce fonctionnement. Dans ce travail, on a essayé de construire les deux parties. Le résultat est un prototype qu'on a testé pour valider notre approche. Et comme tous les prototypes, il est très rare de trouver un système parfait du premier coup même après une étude approfondie. Donc il y a plusieurs travaux futurs qui peuvent être effectués pour améliorer le prototype. Donc comme des modifications possibles sur le système d'échantillonnage, il y a deux choses à voir :

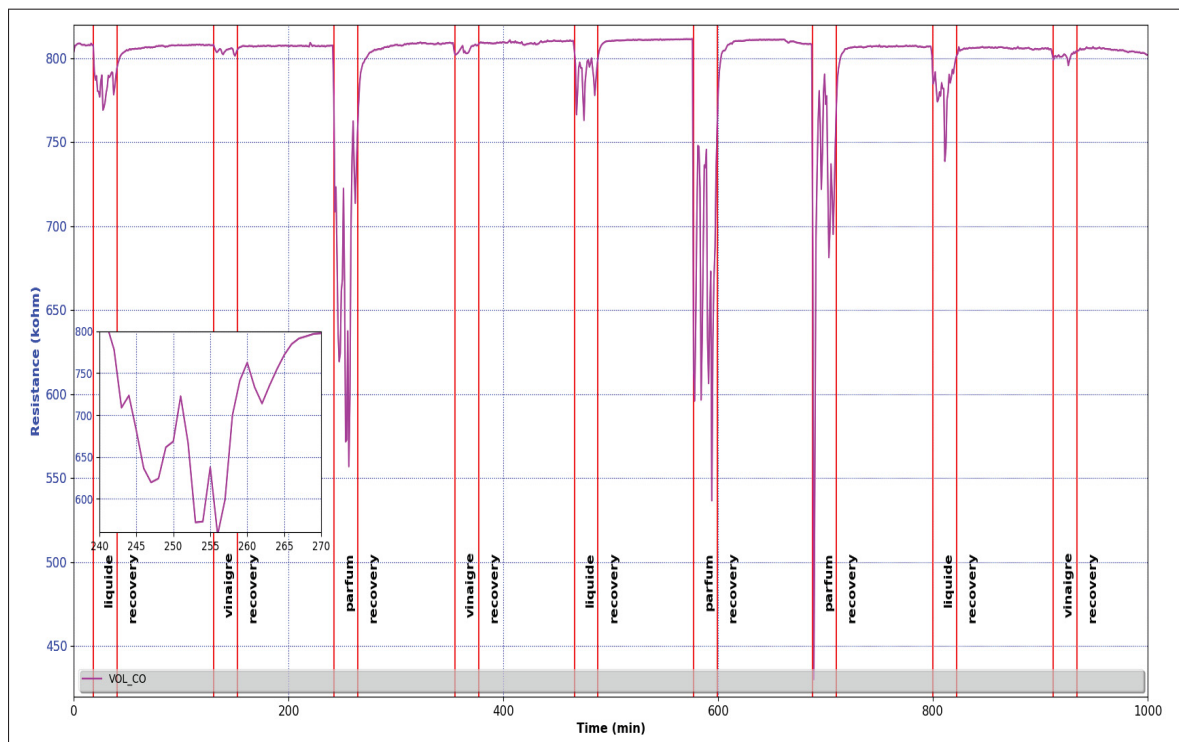


Figure 6.1 Fluctuations de résistance de capteur de gaz *MiCS-6814* (CO) en présence d'odeur (parfum)

- l'effet de fermeture de deux orifices qui se trouve à côté du cône. Car la cause de fluctuations présentées dans la Figure 6.1 peut être le flux d'air. Donc lorsqu'on ferme les deux orifices

peut-être on peut avoir un flux d'air stable. Mais, il faut tester l'effet de ce changement sur la température à l'intérieur du cône ;

- il est possible de changer la hauteur du cône et étudier l'effet de ce changement sur les performances du système.

Pour la carte de capteurs, il est possible de modifier le capteur *MiCS-6814* car le comportement de résistance NO₂ est surprenant. Mais le capteur *MiCS-6814* assemble en réalité les 3 capteurs *MiCS-2714*, *MiCS-5524* et *MiCS-5914*. Donc, si on va le remplacer par les trois capteurs peut-être la carte va être plus grande. Ainsi, il a intérêt à ajuster un peu le choix de capteur en gardant les autres capteurs (les deux capteurs en PID et *TGS2603*).

De plus, il y a les choix de résistances de transducteur de capteurs de gaz en MOS. Dans nos choix, nous avons essayé de s'éloigner des limites de l'ADC. Mais dans la Figure 3.12d nous avons remarqué que le temps de récupération est négligeable par rapport aux autres réponses dans la Figure 3.12. Donc l'utilisation d'une résistance de façon que la sortie de transducteur se rapproche de limites de l'ADC peut-être une solution pour le problème de temps de récupération. Cependant, il faut toujours faire attention à l'intervalle de détection de capteur et les faibles variations de résistances.

Le travail le plus important est sur le système d'apprentissage et de reconnaissance. Les temps de réponse et de récupération influent sur le système, donc il est nécessaire de compenser leurs effets pour avoir un meilleur taux de reconnaissance sur flux de données. Il y a un moyen qui peut être la solution pour ce problème, c'est la fenêtre glissante. Il consiste à utiliser un ensemble de données fixe au lieu d'utiliser seulement une seule donnée. Cet ensemble est fixe en matière de nombre de composants, mais varie en matière de données constituant l'ensemble en fonction de flux de données.

Il est possible d'utiliser d'autres algorithmes évolutifs dans le système d'apprentissage et de reconnaissance et comparer les performances. Car notre choix d'algorithme se base sur quelques travaux qui prouvent les bonnes performances de cet algorithme dans d'autres domaines d'application.

ANNEXE I

MONTAGE ÉLECTRIQUE DE LA CARTE DE CAPTEURS

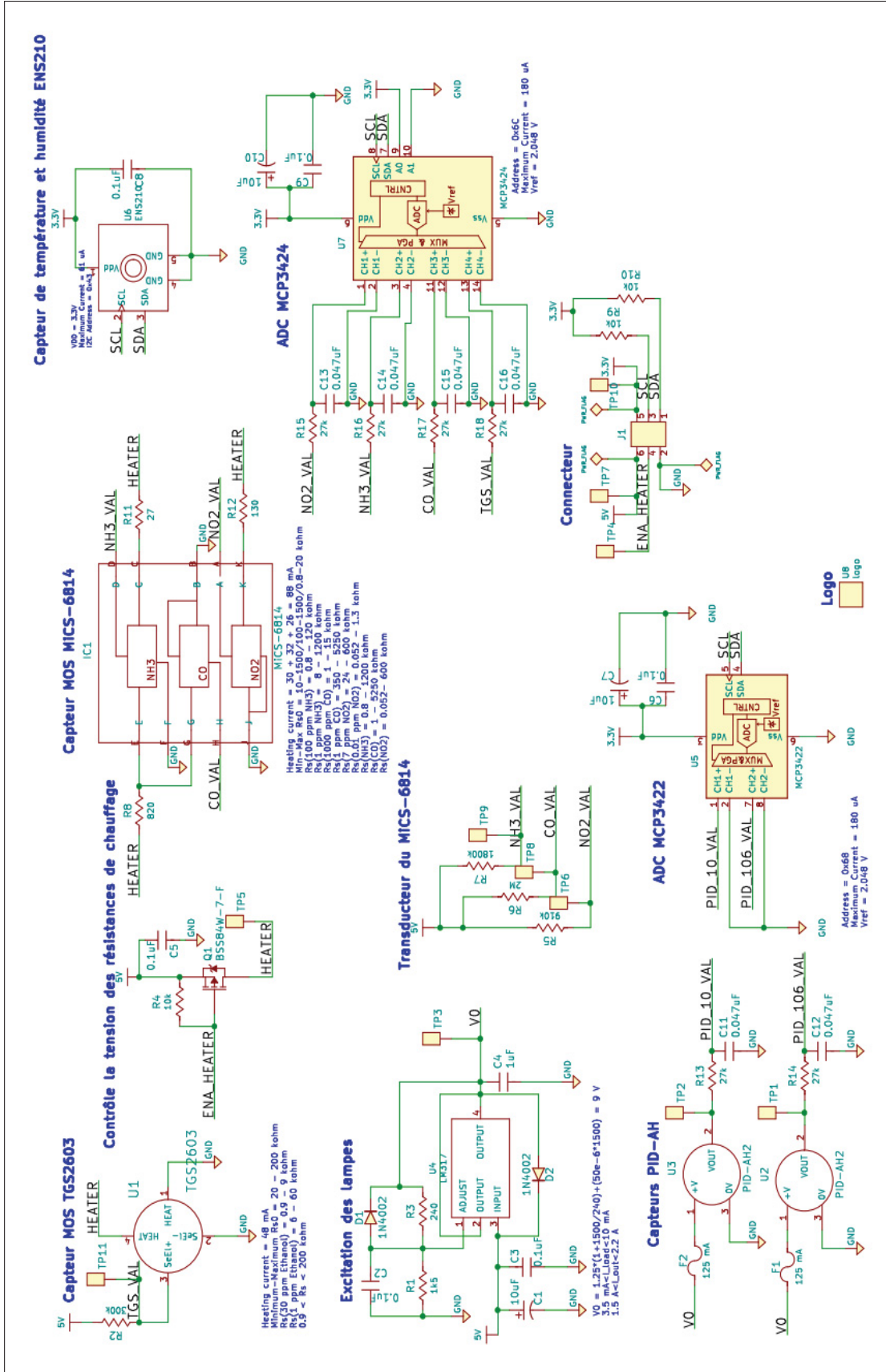


Figure-A I-1 Montage électrique de la carte de capteurs

BIBLIOGRAPHIE

- Abbas, M., Moustafa, G. & Gopel, W. (2001). Multicomponent analysis of some environmentally important gases using semiconductor tin oxide sensors. *Analytica chimica acta*, 431(2), pp. 181–194.
- Abdulla, S., Mathew, T. L. & Pullithadathil, B. (2015). Highly sensitive, room temperature gas sensor based on polyaniline-multiwalled carbon nanotubes (PANI/MWCNTs) nanocomposite for trace-level ammonia detection. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 221, pp. 1523–1534.
- Abe, H., Yoshimura, T., Kanaya, S., Takahashi, Y., Miyashita, Y. & Sasaki, S.-I. (1987). Automated odor-sensing system based on plural semiconductor gas sensors and computerized pattern recognition techniques. *Analytica chimica acta*, 194, pp. 1–9.
- Ali, A. A. S., Djelouat, H., Amira, A., Bensaali, F., Benammar, M. & Bermak, A. (2017). Electronic nose system on the zynq soc platform. *Microprocessors and Microsystems*, 53, pp. 145–156.
- Alisha M., K., Angelo D. C., C., Kim M., F. & Jo V., R. (2018). Olfactory Dysfunction as a Global Biomarker for Sniffing out Alzheimer's Disease : A Meta-Analysis. *Biosensors*, 8(2), pp. 41–51.
- Alizadeh, T. & Zeynali, S. (2008). Electronic nose based on the polymer coated SAW sensors array for the warfare agent simulants classification. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 129(1), pp. 412–423.
- Almaksour, A. & Anquetil, E. (2011). Improving premise structure in evolving takagi–sugeno neuro-fuzzy classifiers. *Evolving Systems*, 2(1), pp. 25–33.
- Alpaydin, E. (2014). *Introduction to machine learning*. MIT press.
- Angelov, P. (2010). Evolving Takagi-Sugeno fuzzy systems from streaming data, eTS+. Dans *Evolving intelligent systems : methodology and applications* (vol. 12, pp. 21). Wiley Online Library.
- Angelov, P. (2012). *Autonomous learning systems : from data streams to knowledge in real-time*. John Wiley & Sons.
- Angelov, P. & Kasabov, N. (2005). Evolving computational intelligence systems. *Proceedings of the 1st international workshop on genetic fuzzy systems*, pp. 76–82.
- Angelov, P. & Yager, R. (2012). A new type of simplified fuzzy rule-based system. *International Journal of General Systems*, 41(2), pp. 163–185.
- Angelov, P., Xydeas, C. & Filev, D. (2004). On-line identification of MIMO evolving Takagi-Sugeno fuzzy models. *2004 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (IEEE Cat. No. 04CH37542)*, 1, pp. 55–60.

- Angelov, P., Filev, D. P. & Kasabov, N. (2010). *Evolving intelligent systems : methodology and applications*. John Wiley & Sons.
- Angelov, P., Gu, X. & Principe, J. (2017). Autonomous Learning Multi-Model Systems from Data Streams. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, PP, pp. 1-1. doi : 10.1109/TFUZZ.2017.2769039.
- Angelov, P. P. & Filev, D. P. (2004). An approach to online identification of Takagi-Sugeno fuzzy models. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 34(1), pp. 484–498.
- Arshak, K., Moore, E., Lyons, G., Harris, J. & Clifford, S. (2004). A review of gas sensors employed in electronic nose applications. *Sensor review*, 24(2), pp. 181–198.
- Azeem, M. F., Hanmandlu, M. & Ahmad, N. (2003). Structure identification of generalized adaptive neuro-fuzzy inference systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 11(5), pp. 666–681.
- Bai, H. & Shi, G. (2007). Gas sensors based on conducting polymers. *Sensors*, 7(3), pp. 267–307.
- Balasubramanian, S., Panigrahi, S., Logue, C., Doetkott, C., Marchello, M. & Sherwood, J. (2008). Independent component analysis-processed electronic nose data for predicting Salmonella typhimurium populations in contaminated beef. *Food Control*, 19(3), pp. 236–246.
- Ballantine Jr, D., White, R. M., Martin, S. J., Ricco, A. J., Zellers, E., Frye, G. & Wohltjen, H. (1996). *Acoustic wave sensors : theory, design and physico-chemical applications*. Elsevier.
- Barra, V., Miclet, L. & Cornuéjols, A. (2018). *Apprentissage artificiel : Concepts et algorithmes* Ed. 3. Eyrolles.
- Bernabei, M., Pennazza, G., Santonico, M., Corsi, C., Roscioni, C., Paolesse, R., Di Natale, C. & D'Amico, A. (2008). A preliminary study on the possibility to diagnose urinary tract cancers by an electronic nose. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 131(1), pp. 1–4.
- Black, W., Haghi, P. & Ariyur, K. (2014). Adaptive systems : History, techniques, problems, and perspectives. *Systems*, 2(4), pp. 606–660.
- Bouchachia, A., Prosegger, M. & Duman, H. (2010). Semi-supervised incremental learning. *International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 1–6.
- Bouchon-Meunier, B. (2007). La logique floue. Dans *Collections :Que sais-je?* (éd. 4, vol. 2702, pp. 127). Paris : Presses universitaires de France.

- Bouguelia, M.-R. (2015). *Classification et apprentissage actif à partir d'un flux de données évolutif en présence d'étiquetage incertain*. (Thèse de doctorat, Université de Lorraine).
- Bouillon, M. (2016). *Apprentissage actif en-ligne d'un classifieur évolutif, application à la reconnaissance de commandes gestuelles*. (Thèse de doctorat, INSA de Rennes).
- Branca, A., Simonian, P., Ferrante, M., Novas, E. & Negri, R. M. (2003). Electronic nose based discrimination of a perfumery compound in a fragrance. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 92(1-2), pp. 222–227.
- Brudzewski, K., Osowski, S. & Pawlowski, W. (2012). Metal oxide sensor arrays for detection of explosives at sub-parts-per million concentration levels by the differential electronic nose. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 161(1), pp. 528–533.
- Buszewski, B., Kęsy, M., Ligor, T. & Amann, A. (2007). Human exhaled air analytics : biomarkers of diseases. *Biomedical chromatography*, 21(6), pp. 553–566.
- Casalnuovo, I., Di Pierro, D., Coletta, M. & Di Francesco, P. (2006). Application of electronic noses for disease diagnosis and food spoilage detection. *Sensors*, 6(11), pp. 1428–1439.
- Choy, M. C., Srinivasan, D. & Cheu, R. L. (2006). Neural networks for continuous online learning and control. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 17(6), pp. 1511–1531.
- de Jesús Rubio, J. (2009). SOFMLS : online self-organizing fuzzy modified least-squares network. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 17(6), pp. 1296–1309.
- Deng, D. & Kasabov, N. (2000). ESOM : An algorithm to evolve self-organizing maps from online data streams. *Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks. IJCNN 2000. Neural Computing : New Challenges and Perspectives for the New Millennium*, 6, pp. 3–8.
- Dewettinck, T., Van Hege, K. & Verstraete, W. (2001). The electronic nose as a rapid sensor for volatile compounds in treated domestic wastewater. *Water Research*, 35(10), pp. 2475–2483.
- Di Lecce, V. & Calabrese, M. (2011). Describing non-selective gas sensors behaviour via logical rules. *IEEE/ACM 5th International Conference on Sensor Technologies and Applications-Sensorcomm*.
- Dong, L., Tao, L., Shunping, Z., Xuyuan, S. & Changsheng, X. (2015). A novel headspace integrated E-nose and its application in discrimination of Chinese medical herbs. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 221(1), pp. 556–563.
- Dovžan, D., Logar, V. & Škrjanc, I. (2014). Implementation of an evolving fuzzy model (eFuMo) in a monitoring system for a waste-water treatment process. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 23(5), pp. 1761–1776.

- Dumitrescu, D., Lazzerini, B. & Marcelloni, F. (2000). A fuzzy hierarchical classification system for olfactory signals. *Pattern Analysis & Applications*, 3(4), pp. 325–334.
- D’Amico, A., Pennazza, G., Santonico, M., Martinelli, E., Roscioni, C., Galluccio, G., Paolesse, R. & Di Natale, C. (2010). An investigation on electronic nose diagnosis of lung cancer. *Lung cancer*, 68(2), pp. 170–176.
- Faramarz, H.-B., Mohammad, P. & Vahid, G. (2012). A miniature gas analyzer made by integrating a chemoresistor with a microchannel. *Lab on a Chip*, 12(1), pp. 1874–1880.
- Fonollosa, J., Sheik, S., Huerta, R. & Marco, S. (2015). Reservoir computing compensates slow response of chemosensor arrays exposed to fast varying gas concentrations in continuous monitoring. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 215, pp. 618–629.
- Fritzke, B. (1994). Growing cell structures—a self-organizing network for unsupervised and supervised learning. *Neural networks*, 7(9), pp. 1441–1460.
- Fritzke, B. (1995). A growing neural gas network learns topologies. *Advances in neural information processing systems*, pp. 625–632.
- Gama, J., Sebastião, R. & Rodrigues, P. (2009, 01). Issues in evaluation of stream learning algorithms. pp. 329–338. doi : 10.1145/1557019.1557060.
- Gardner, J. W. & Bartlett, P. N. (1999). *Electronic noses : principles and applications*. Oxford university press, USA.
- Gardner, J. W., Shin, H. W. & Hines, E. L. (2000). An electronic nose system to diagnose illness. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 70(1-3), pp. 19–24.
- Gebicki, J. (2016). Application of electrochemical sensors and sensor matrixes for measurement of odorous chemical compounds. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 77, pp. 1–13.
- Grasso, F. W., Basil, J. A. & Atema, J. (1998). Toward the convergence : robot and lobster perspectives of tracking odors to their source in the turbulent marine environment. *Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on Intelligent Control (ISIC) held jointly with IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA) Intell*, pp. 259–264.
- Gu, X. & Angelov, P. (2018). First-Order Autonomous Learning Multi-Model System (source code, Python 3.6).
- Güntner, A. T., Koren, V., Chikkadi, K., Righettoni, M. & Pratsinis, S. E. (2016). E-nose sensing of low-ppb formaldehyde in gas mixtures at high relative humidity for breath screening of lung cancer? *ACS sensors*, 1(5), pp. 528–535.

- Haddi, Z., Amari, A., Alami, H., El Bari, N., Llobet, E. & Bouchikhi, B. (2011). A portable electronic nose system for the identification of cannabis-based drugs. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 155(2), pp. 456–463.
- Hao, S., Fengchun, T., Zhifang, L., Tong, S., Bin, Y., Simon, X. Y., Qinghua, H., Longlong, Z. & Xiangmin, L. (2017). Sensor Array Optimization of Electronic Nose for Detection of Bacteria in Wound Infection. *IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS*, 64(9), pp. 7350–7358.
- Honeine, P. (2011). Online kernel principal component analysis : A reduced-order model. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 34(9), pp. 1814–1826.
- Hosseini, R. E., Esmat, R. & Mahdiyeh, M. (2018). Design and Construction of Electronic Nose for Multi-purpose Applications by Sensor Array Arrangement Using IBGSA. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 92(1), pp. 205–221.
- Huang, G.-B., Saratchandran, P. & Sundararajan, N. (2003). A recursive growing and pruning RBF (GAP-RBF) algorithm for function approximations. *2003 4th International Conference on Control and Automation Proceedings*, pp. 491–495.
- INC., F. E. (2009). *TGS 2603 - for detection of Odor and Air Contaminants* (Rapport n°2). FIGARO ENGINEERING INC. Repéré à https://www.figaro.co.jp/en/product/docs/tgs2603_product_information_rev02.pdf.
- Inc., M. T. (2009). *18-Bit, Multi-Channel $\Delta\Sigma$ Analog-to-Digital Converter with I^2C Interface and On-Board Reference*. Microchip Technology Inc. Repéré à <http://ww1.microchip.com/downloads/en/devicedoc/22088c.pdf>.
- Instruments, T. (2016). *LM317 3-Terminal Adjustable Regulator*. Texas Instruments. Repéré à <http://www.ti.com/lit/ds/symlink/lm317.pdf>.
- Ishida, H., Kin-ichiro, S., Takamichi, N. & Toyosaka, M. (1994). Study of autonomous mobile sensing system for localization of odor source using gas sensors and anemometric sensors. *Sensors and Actuators A : Physical*, 45(2), pp. 153–157.
- Jack, C. (1999a). Infrared Gas Sensors. Dans *Hazardous Gas Monitors A Practical Guide to Selection, Operation and Applications* (pp. 55–72). SciTech and McGraw-Hill copublish.
- Jack, C. (1999b). Photoionization Detectors. Dans *Hazardous Gas Monitors A Practical Guide to Selection, Operation and Applications* (pp. 73–81). SciTech and McGraw-Hill copublish.
- Janata, J. (2010). *Principles of chemical sensors*. Springer Science & Business Media.
- Juang, C.-F. & Lin, C.-T. (1998). An online self-constructing neural fuzzy inference network and its applications. *IEEE transactions on Fuzzy Systems*, 6(1), pp. 12–32.

- Jérôme, C., Danick, B., Liu, Y., Stefan, R. & Nicolass, F. d. R. (2012). Drop-coated metal-oxide gas sensor on polyimide foil with reduced power consumption for wireless applications. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 161(1), pp. 862–868.
- Kasabov, N. & Song, Q. (2002). DENFIS : dynamic evolving neural-fuzzy inference system and its application for time series prediction. pp. 144–154.
- Kasabov, N. et al. (1998). Evolving fuzzy neural networks-algorithms, applications and biological motivation. *Methodologies for the conception, design and application of soft computing*, World Scientific, 1, pp. 271–274.
- Kim, E., Lee, S., Kim, J., Kim, C., Byun, Y., Kim, H. & Lee, T. (2012). Pattern recognition for selective odor detection with gas sensor arrays. *Sensors*, 12(12), pp. 16262–16273.
- Kim, H.-J. & Lee, J.-H. (2014). Highly sensitive and selective gas sensors using p-type oxide semiconductors : Overview. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 192, pp. 607–627.
- Klančar, G. & Škrjanc, I. (2015). Evolving principal component clustering with a low run-time complexity for LRF data mapping. *Applied soft computing*, 35, pp. 349–358.
- Kokabu, T., Inoue, S. & Matsumura, Y. (2015). Trial for simple gas sensor composed of as-grown carbon nanotubes. *Chemical Physics Letters*, 628, pp. 81–84.
- Konduru, T., Rains, G. & Li, C. (2015). A customized metal oxide semiconductor-based gas sensor array for onion quality evaluation : System development and characterization. *Sensors*, 15(1), pp. 1252–1273.
- Konvalina, G. & Haick, H. (2013). Sensors for breath testing : from nanomaterials to comprehensive disease detection. *Accounts of chemical research*, 47(1), pp. 66–76.
- Kulinyi, S., Brandszázsz, D., Amine, H., Ádám, M., Fürjes, P., Bársony, I. & Dücső, C. (2005). Olfactory detection of methane, propane, butane and hexane using conventional transmitter norms. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 111, pp. 286–292.
- Lazzerini, B. & Maggiore, A. (1998). Linguistic fuzzy classification of olfactive signals. *1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence (Cat. No. 98CH36228)*, 2, pp. 1518–1523.
- Lazzerini, B., Maggiore, A. & Marcelloni, F. (2001). Fros : a fuzzy logic-based recogniser of olfactory signals. *Pattern Recognition*, 34(11), pp. 2215–2226.
- Le, B., Rondeau, T. W., Reed, J. H. & Bostian, C. W. (2005). Analog-to-digital converters. *IEEE Signal Processing Magazine*, 22(6), pp. 69–77.
- Leite, D., Costa, P. & Gomide, F. (2010). Granular approach for evolving system modeling. *International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*, pp. 340–349.

- Leite, D., Ballini, R., Costa, P. & Gomide, F. (2012). Evolving fuzzy granular modeling from nonstationary fuzzy data streams. *Evolving Systems*, 3(2), pp. 65–79.
- Leite, D., Costa, P. & Gomide, F. (2013). Evolving granular neural networks from fuzzy data streams. *Neural Networks*, 38, pp. 1–16.
- Leng, G., Prasad, G. & McGinnity, T. M. (2004). An on-line algorithm for creating self-organizing fuzzy neural networks. *Neural Networks*, 17(10), pp. 1477–1493.
- Lin, C.-T. (1995). A neural fuzzy control system with structure and parameter learning. *Fuzzy Sets and Systems*, 70(2-3), pp. 183–212.
- Lin, F.-J., Lin, C.-H. & Shen, P.-H. (2001). Self-constructing fuzzy neural network speed controller for permanent-magnet synchronous motor drive. *IEEE transactions on fuzzy systems*, 9(5), pp. 751–759.
- Llobet, E., Hines, E. L., Gardner, J. W., Bartlett, P. N. & Mottram, T. T. (1999). Fuzzy ARTMAP based electronic nose data analysis. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 61(1-3), pp. 183–190.
- Loutfi, A. (2006). *Odour recognition using electronic noses in robotic and intelligent systems*. Universitetsbiblioteket.
- Ltd, A. (2016). *PID-AH2 Photo Ionisation Detector*. Alphasense Ltd. Repéré à <http://www.alphasense.com/WEB1213/wp-content/uploads/2016/09/PID-AH2.pdf>.
- Lughofer, E., Bouchot, J.-L. & Shaker, A. (2011). On-line elimination of local redundancies in evolving fuzzy systems. *Evolving Systems*, 2(3), pp. 165–187.
- Lughofer, E., Cernuda, C., Kindermann, S. & Pratama, M. (2015). Generalized smart evolving fuzzy systems. *Evolving Systems*, 6(4), pp. 269–292.
- Lughofer, E. D. (2008). FLEXFIS : A robust incremental learning approach for evolving Takagi–Sugeno fuzzy models. *IEEE Transactions on fuzzy systems*, 16(6), pp. 1393–1410.
- Maekawa, T., Suzuki, K., Takada, T., Kobayashi, T. & Egashira, M. (2001). Odor identification using a SnO₂-based sensor array. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 80(1), pp. 51–58.
- Malik, M., Therese, S., Pascale, R. & Jean-Luc, B.-K. (2011). *Market review for some sensors* (Rapport n°2011-017). Seventh Framework Programme 'Environment' : PREPARED Enabling Change.
- Mao, S., Lu, G. & Chen, J. (2014). Nanocarbon-based gas sensors : progress and challenges. *Journal of Materials Chemistry A*, 2(16), pp. 5573–5579.
- Mark I., M. (2000). *Electronic noses : principles and applications*. Wiley-IEEE Press ; 2 edition.

- Memon, M. A., Angelov, P. & Ahmed, H. (2006). An approach to real-time color-based object tracking. *2006 International Symposium on Evolving Fuzzy Systems*, pp. 86–91.
- Mirzaei, A., Leonardi, S. & Neri, G. (2016). Detection of hazardous volatile organic compounds (VOCs) by metal oxide nanostructures-based gas sensors : A review. *Ceramics international*, 42(14), pp. 15119–15141.
- O’Connell, M., Valdora, G., Peltzer, G. & Negri, R. M. (2001). A practical approach for fish freshness determinations using a portable electronic nose. *Sensors and Actuators B : chemical*, 80(2), pp. 149–154.
- Padilla, M., Perera, A., Montoliu, I., Chaudry, A., Persaud, K. & Marco, S. (2010). Drift compensation of gas sensor array data by orthogonal signal correction. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 100(1), pp. 28–35.
- Patel, H. K. (2014). Biological Olfaction. Dans *The Electronic Nose : Artificial Olfaction Technology* (pp. 67–84). Springer.
- Paulsson, N. J. & Winqvist, F. (1999). Analysis of breath alcohol with a multisensor array : instrumental setup, characterization and evaluation. *Forensic science international*, 105(2), pp. 95–114.
- Pearce, T. C., Schiffman, S. S., Nagle, H. T. & Gardner, J. W. (2006). *Handbook of machine olfaction : electronic nose technology*. John Wiley & Sons.
- Peter, B. (2014). On ‘Electronic Nose’ methodology. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 204(1), pp. 2–17.
- Platt, J. (1991). A Resource-Allocating Network for Function Interpolation. *Neural Computation*, 3(2), pp. 213–225.
- Pratama, M., Anavatti, S. G., Angelov, P. P. & Lughofer, E. (2013). PANFIS : A novel incremental learning machine. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 25(1), pp. 55–68.
- Pratama, M., Lughofer, E., Er, M. J., Anavatti, S. & Lim, C.-P. (2017). Data driven modeling based on recurrent interval-valued metacognitive scaffolding fuzzy neural network. *Neurocomputing*, 262, pp. 4–27.
- Rong, H.-J., Sundararajan, N., Huang, G.-B. & Saratchandran, P. (2006). Sequential adaptive fuzzy inference system (SAFIS) for nonlinear system identification and prediction. *Fuzzy sets and systems*, 157(9), pp. 1260–1275.
- Rosi, P. E., Miscoria, S. A., Bernik, D. L. & Negri, R. M. (2012). Customized design of electronic noses placed on top of air-lift bioreactors for in situ monitoring the off-gas patterns. *Bioprocess and biosystems engineering*, 35(5), pp. 835–842.

- Sarno, R. & Wijaya, D. R. (2019). Recent development in electronic nose data processing for beef quality assessment. *Telkomnika*, 17(1), 337–348.
- Seidl, T., Assent, I., Kranen, P., Krieger, R. & Herrmann, J. (2009). Indexing density models for incremental learning and anytime classification on data streams. *Proceedings of the 12th international conference on extending database technology : advances in database technology*, pp. 311–322.
- Sensortech, S. (2015). *The MiCS-6814 is a compact MOS sensor with three fully independent sensing elements on one package.* (Rapport n°8). SGX Sensortech. Repéré à https://www.sgxsensortech.com/content/uploads/2015/02/1143_Datasheet-MiCS-6814-rev-8.pdf.
- Settles, B. (2009). *Active learning literature survey*.
- Shi, M., Bermak, A., Chandrasekaran, S., Amira, A. & Brahim-Belhouari, S. (2008). A committee machine gas identification system based on dynamically reconfigurable FPGA. pp. 403–414.
- Soleimani-B, H., Lucas, C. & Araabi, B. N. (2010). Recursive Gath–Geva clustering as a basis for evolving neuro-fuzzy modeling. *Evolving Systems*, 1(1), pp. 59–71.
- Spinelle, L., Gerboles, M., Kok, G., Persijn, S. & Sauerwald, T. (2017). Review of portable and low-cost sensors for the ambient air monitoring of benzene and other volatile organic compounds. *Sensors*, 17(7), pp. 1520.
- Sugeno, M. & Kang, G. (1988). Structure identification of fuzzy model. *Fuzzy sets and systems*, 28(1), pp. 15–33.
- Šundić, T., Marco, S., Perera, A., Pardo, A., Hahn, S., Bârsan, N. & Weimar, U. (2002). Fuzzy inference system for sensor array calibration : prediction of CO and CH₄ levels in variable humidity conditions. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 64(2), pp. 103–122.
- Szulczyński, B., Namieśnik, J. & Gębicki, J. (2017). Determination of odour interactions of three-component gas mixtures using an electronic nose. *Sensors*, 17(10), pp. 2380.
- TAKAGI, T. & SUGENO, M. (1985). Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS*, 15(1), pp. 116–132.
- Tharun, K., Glen, C. R. & Changying, L. (2015). A Customized Metal Oxide Semiconductor-Based Gas Sensor Array for Onion Quality Evaluation : System Development and Characterization. *Sensors*, 15(1), pp. 1252–1273.
- Tomanek, K. & Hahn, U. (2009). Semi-supervised active learning for sequence labeling. *Proceedings of the Joint Conference of the 47th Annual Meeting of the ACL and the 4th*

International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP : Volume 2-Volume 2, pp. 1039–1047.

- Tur, G., Hakkani-Tür, D. & Schapire, R. E. (2005). Combining active and semi-supervised learning for spoken language understanding. *Speech Communication*, 45(2), pp. 171–186.
- Tzafestas, S. G. & Zikidis, K. C. (2001). NeuroFAST : On-line neuro-fuzzy ART-based structure and parameter learning TSK model. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 31(5), pp. 797–802.
- Vaghela, C., Kulkarni, M., Haram, S., Karve, M. & Aiyer, R. (2016). Biopolymer-polyaniline composite for a wide range ammonia gas sensor. *IEEE Sensors Journal*, 16(11), pp. 4318–4325.
- Vito, S. D., Miglietta, M. L., Massera, E., Fattoruso, G., Formisano, F., Polichetti, T., Salvato, M., Alfano, B., Esposito, E. & Francia, G. D. (2017). Printed Circuit Board Design Techniques for EMC Compliance : A Handbook for Designers. *Sensors*, 17(4), pp. 754.
- Wenny, B. S. (2016). *The Compositional Basis of Coffee Flavour*. (Thèse de doctorat, The University of Queensland, Australia).
- Wijaya, D. R. (2018). Dataset for electronic nose from various beef cuts (Version V1). Harvard Dataverse. doi : 10.7910/DVN/XNFVTS.
- Wijaya, D. R., Sarno, R., Zulaika, E. & Sabila, S. I. (2017). Development of mobile electronic nose for beef quality monitoring. *Procedia Computer Science*, 124, 728–735.
- Wu, H. & Siegel, M. (2000). Odor-based incontinence sensor. *Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2000. IMTC 2000. Proceedings of the 17th IEEE*, 1, pp. 63–68.
- Wu, S. & Er, M. J. (2000). Dynamic fuzzy neural networks-a novel approach to function approximation. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, part B (cybernetics)*, 30(2), pp. 358–364.
- Wu, S., Er, M. J. & Gao, Y. (2001). A fast approach for automatic generation of fuzzy rules by generalized dynamic fuzzy neural networks. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 9(4), pp. 578–594.
- Yager, R. R. & Fileu, D. P. (1993). Learning of fuzzy rules by mountain clustering. *Applications of Fuzzy Logic Technology*, 2061, pp. 246–254.
- Yager, R. R. & Filev, D. P. (1994). Essentials of fuzzy modeling and control. *New York*, 388, pp. 22–23.

- Yin, Y., Yu, H. & Zhang, H. (2008). A feature extraction method based on wavelet packet analysis for discrimination of Chinese vinegars using a gas sensors array. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 134(2), pp. 1005–1009.
- Yoshioka, M., Fujinaka, T. & Omatu, S. (2009). Intelligent electronic nose systems with metal oxide gas sensors for fire detection. *International Journal On Advances in Intelligent Systems*, 2(1), pp. 268–277.
- Young, R. C., Buttner, W. J., Linnell, B. R. & Ramesham, R. (2003). Electronic nose for space program applications. *Sensors and Actuators B : Chemical*, 93(1-3), pp. 7–16.
- Yuwono, A. S. & Lammers, P. S. (2004). Odor pollution in the environment and the detection instrumentation. *Agricultural Engineering International : CIGR Journal*, pp. 1–33.
- Zhu, X. J. (2005). *Semi-supervised learning literature survey*.