

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

Université Hadj Lakhdar Batna
Faculté de Technologie
Département d'Electronique

Thèse

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Docteur en Science

OPTION

Micro-électronique

PAR

Hakim BAHA

THEME

***Conception d'un capteur de gaz
intelligent***

Devant le jury :

| | | | |
|----------------------------|------------------------------|--------------|----------------------|
| <u>Président :</u> | <i>Mr. Ramdane MAHAMDI</i> | <i>Pr.</i> | <i>U. Batna</i> |
| <u>Rapporteur :</u> | <i>Mr. Zohir DIBI</i> | <i>Pr.</i> | <i>U. Batna</i> |
| <u>Examineurs :</u> | <i>Mr. Abdelhafid CHAABI</i> | <i>Pr</i> | <i>U.Constantine</i> |
| | <i>Mr. Fayçal DJEFFAL</i> | <i>M. C.</i> | <i>U. Batna</i> |
| | <i>Mr. Fayçal AYAD</i> | <i>M. C.</i> | <i>U. Jijel</i> |
| | <i>Mr. Hachemi BOURIDAH</i> | <i>M. C.</i> | <i>U. Jijel</i> |

2011/2012

REMERCIEMENTS

*Ce travail a été effectué au sein du Laboratoire d'Electronique Avancée (LEA) de la Faculté de technologie de l'Université de Batna. A cet effet, je tiens à remercier Le Professeur **BOUGUECHAL Nour-Eddine** qui m'a accueilli dans ce laboratoire.*

*Mes vifs remerciements vont à mon promoteur Le Professeur **DIBI Zohir** pour le sujet, la confiance qu'il ma témoigné, et le suivi constant de ce travail. Je lui exprime toute ma gratitude et mon estime.*

*J'exprime également mes remerciements à Monsieur **MAHAMDI Ramdane**, Professeur au département d'Electronique de la Faculté de technologie de l'université de Batna, qui ma fait l'honneur de s'intéresser à ce travail et de présider son jury.*

*Que Monsieur, **CHAABI Abdelhafid** Professeur à l'Université de Constantine, trouve ici toute ma reconnaissance de m'avoir honoré en acceptant d'examiner ce modeste travail.*

*Je tiens également à présenter ma profonde gratitude à Monsieur **Fayçal AYAD**, et Monsieur **Hachemi BOURIDAH** tous les deux maître de conférence à l'université de Jijel, qui on acceptés d'examiner mon travail malgré leur éloignement et leur charges.*

*Mes remerciements vont également à Monsieur **DJAFFAL Fayçal** maître de conférences au département d'Electronique de l'Université de Batna, pour avoir accepté d'examiner ce travail et de participer au jury de ma thèse.*

Un grand merci à ma petite famille, à ma grande famille, à tous mes amis et à tous les collègues du laboratoire de l'électronique avancée à Batna pour leur dynamique.

Mr. Hakim BAHA

LISTE DES ABREVIATIONS.

ANN : Réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Network)

BP : Algorithme de la rétropropagation des erreurs (back propagation)

C : Concentration de gaz

EQM : Erreur quadratique moyenne

FS : Réponse pleine échelle (Full Scale)

GASFET: Gas Field Effect Transistor

IPS: Intelligent Problems Solver

MiCS: MicroChemical System

MLP : perceptron Multicouche (multilayer perceptron)

MOX: Metal Oxide

NL : Non linéarité

Ppm : partie par million

RH : Humidité relative

RMSEP: Root Mean Square Error of Prediction.

Ro : Résistance du capteur sous gaz cible aux conditions de test

Rs : Résistance du capteur.

Rs/Ro : Rapport de résistance du capteur.

T : Température

V(RL) : Tension de sortie du modèle du capteur

Ve: Tension d'entrée du correcteur

Vs: Tension de sortie du correcteur

TABLE DES FIGURES

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figure I.1 : Principe d'un chromatographe de gaz | 13 |
| Figure I.2 : Principe d'un spectromètre de masse | 13 |
| Figure I.3 : Détecteur à ionisation de flamme | 14 |
| Figure I.4 : Tube réactif | 15 |
| Figure I.6 : Structure d'un capteur à microbalance de quartz..... | 19 |
| Figure I.7 : Structure d'un capteur à ondes acoustiques de surface..... | 20 |
| Figure I.8 : Schéma d'un capteur de gaz de type GASFET | 21 |
| Figure II.9 : Capteur à fibre optique..... | 21 |
| Figure I.10 : Capteur à oxyde métallique semi-conducteur | 22 |
| Figure I.11 : Capteur à base de polymère | 23 |
| Figure I.12 : Structure d'un capteur Figaro (série TGS8xx) | 26. |
| Figure I.13 : Structure d'un microcapteur de gaz MOX | 26 |
| Figure I.14 Schéma fonctionnel d'un capteur de gaz semi conducteur..... | 27 |
| Figure II.1 Exemple d'utilisation d'un filtre mésoporeux sur un capteur à base de SnO2 | 34 |
| Figure II.2 : Réponses d'un capteur Figaro à l'oxygène et au toluène, avec la définition des paramètres statique et transitoire..... | 35 |
| Figure II.3 : Comparaison entre le nez humain et le nez électronique..... | 37 |
| Figure II.4 : Principe de fonctionnement du nez électronique | 38 |
| Figure II.5 : Méthodologie de l'analyse multivariable..... | 39 |
| Figure II.6 : Principe de la classification..... | 40 |
| Figure II.7 : Principe du réseau de neurones..... | 42 |
| Figure II.8 : Exemples d'architectures de réseaux de neurones | 43 |
| Figure II.9 : Minimum local et vrai minimum..... | 44 |
| Figure III.1 : Liste des paramètres d'influence principaux d'un capteur MOX..... | 50 |

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figure III.13: Circuit de mesure de la résistance du capteur..... | 57 |
| Figure II.14 caractéristique typique de la sensibilité du TGS822 : (a) Résultats expérimentaux (b) base de données..... | 59 |
| Figure III.15 Caractéristique typique de la dépendance en température et en humidité du TGS822: a : Résultats expérimentaux, b : base de données..... | 59 |
| Figure III.5 : L'architecture du réseau après optimisation..... | 61 |
| Figure III.6 : Réponse du modèle en fonction de la concentration à 20°C, et à 65%RH..... | 62 |
| Figure III.7 l'erreur de la modélisation..... | 62 |
| Figure III.8 : Comparaison de la base de données « Résultats expérimentaux » et la Réponse du modèle en fonction de la concentration et de la température au Méthane à 65%RH..... | 63 |
| Figure III.9 : Circuit utilisé pour le test du modèle..... | 66 |
| Figure III.10 : Variation du rapport R_s/R_o en fonction de la concentration (Méthane à 20°C et 65% RH)..... | 67 |
| Figure III.11 : Variation de la résistance du capteur en fonction de la température pour plusieurs valeurs de l'humidité (Méthane, 300ppm)..... | 67 |
| Figure III.12 : L'architecture du réseau après optimisation..... | 71 |
| Figure III.13 : Réponse du modèle correcteur en fonction de la concentration pour divers gaz à 20°C et à RH65%..... | 72 |
| Figure III.14 : Erreur de la correction..... | 73 |
| Figure III.15 : Entrée et sortie du correcteur en fonction de la température paramétrées en humidité pour 300ppm de l'éthanol..... | 73 |
| Figure III.16 : Réponse du modèle correcteur en fonction de la concentration et de la température au Méthane et à 65%RH..... | 74 |
| Figure III.17 : Réponse du modèle correcteur en fonction de la concentration et de la température au Monoxyde de carbone pour 50%RH..... | 74 |
| Figure III.18 : Circuit de test du capteur intelligent à base du modèle ANN du TGS822..... | 75 |
| Figure III.19 : Variation des tensions V_{RI} (entrée) et V_s (sortie) du correcteur en fonction de la concentration de divers gaz à 20°C et à 65% RH..... | 76 |

| | |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figure III.20 : Variation des tensions de sortie $V(RL)$, et V_S (sortie du correcteur) en fonction de la température (Méthane à 300ppm et à 65% RH)..... | 76 |
| Figure IV.1 : Schéma de la méthode de décomposition en sous-modèles utilisée | 80 |
| Figure IV.2 Variation de la résistance vs de la concentration de l'éthanol à 20°C, et à 65%RH..... | 83 |
| Figure IV.3 : Dépendance en température et en humidité de la résistance du modèle pour 300ppmdu Méthane..... | 83 |
| Figure IV.4 : l'erreur de la simulation vs la concentration..... | 84 |
| Figure IV.5 : Variation de V_{RL} et V_S vs la concentration à 20°C, et à 65%RH..... | 85 |
| Figure IV.6 : L'erreur de la correction vs la concentration..... | 85 |
| Figure IV.7 Circuit de simulation..... | 86 |
| Figure IV.8 Variation de la résistance des sous-modèles vs la concentration du gaz à 20°C et 65%RH..... | 87 |
| Figure V.1 : Schéma du système multicapteurs utilisé..... | 90 |
| Figure V.2 : L'architecture du réseau après optimisation..... | 92 |
| Figure V.3 : Réponse du modèle de prédiction en fonction de la concentration.au Méthane à 20°C, et à 65% RH..... | 93 |
| Figure V.4 : Réponse du modèle de prédiction en fonction de la concentration au CO à 0°C, et à 100% RH..... | 94 |
| Figure V.5 : Réponse du modèle de prédiction en fonction de la concentration à l'Acétone..... | 94 |
| Figure V.6 : Circuit de test du modèle du système de prédiction..... | 95 |
| Figure V.7 : Variation des tensions de sortie des trois correcteurs V_{e1} , V_{e2} et V_{e3} et V_G et V_H sortie du modèle de prédiction en fonction de la concentration à 20°C et à 35% RH pour la détection du Méthane..... | 96 |
| Figure V.8 : Variation des tensions de sortie des trois correcteurs V_{e1} , V_{e2} , V_{e3} et V_G et V_H sortie du modèle de prédiction en fonction de la concentration à 20°C et à 35% RH pour la détection du CO..... | 97 |

| | |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Figure V.9 : Variation des tensions de sortie de chaque capteur et son correcteur et V_{sng} et V_{sc} sortie du modèle de prédiction en fonction de la température pour 2500ppm de l'Hydrogène et à 65% RH..... | 98 |
| Figure V.10 : Variation des entrées et des sorties des correcteurs et du module sélective en fonction de l'humidité relative RH à 20 °C pour la détection de 1300 ppm du benzène..... | 99 |
| Figure VI.1 : Schéma de la méthode de la sous-modélisation continue utilisée | 104 |
| Figure VI.2 Réponse des capteurs pour l'Ethanol selon le test..... | 105 |
| Figure VI.3 Concentration testée et prédite par la méthode selon le test de l'Ethanol..... | 106 |
| Figure VI.4 Réponse des capteurs pour l'Hydrogène selon le test..... | 107 |
| Figure VI.5 Concentration testée et prédite par la méthode selon le test de l'Hydrogène..... | 107 |
| Figure VI.6 Réponse des capteurs pour le Monoxyde du Carbone (CO) selon le test..... | 108 |
| Figure VI.7 Concentration testée et prédite par la méthode selon le test du Monoxyde du Carbone (CO)..... | 109 |
| Figure VI.8 Réponse des capteurs pour le Méthane selon le test..... | 110 |
| Figure VI.9 Concentration testée et prédite par la méthode selon le test du Méthane..... | 110 |

Liste des tableaux

| | |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Tableau I.1 : Récapitulatif des méthodes d'analyses de gaz | 18 |
| Tableau I.2 : Les différents types de capteurs de gaz..... | 24 |
| Tableau I.3 : Matériaux sensibles utilisés pour capteurs de gaz | 25 |
| Tableau III.1 Principaux modèles des capteurs de gaz à base de semi-conducteur..... | 53 |
| Le tableau III.2 Caractéristiques du réseau optimisé..... | 60 |
| Tableau III.3 : Paramètres de l'architecture optimisée..... | 71 |
| Tableau IV.1 Comparaison des paramètres optimisés du modèle classique et ceux des sous-modèles..... | 82 |
| Tableau V.1 Paramètres de l'architecture optimisée..... | 92 |

| | |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Tableau VI.1 Les réponses de la méthode pour le test de l'éthanol..... | 105 |
| Tableau VI.2 Les réponses de la méthode pour le test de l'hydrogène..... | 106 |
| Tableau VI.3 Les réponses de la méthode pour le test de du Monoxyde du Carbone (CO)..... | 108 |
| Tableau VI.4 Les réponses de la méthode pour le test de du Méthane | 109 |
| Tableau VI.5 Les réponses de la méthode pour le test de l'hydrogène..... | 111 |
| Tableau VI.6 Les réponses de la méthode pour le test de la détection des pannes dans les circuits des capteurs..... | 112 |

TABLE DE MATIERES

| | |
|----------------------------------------------------------------------------|-----------|
| TABLE DES FIGURES..... | 4 |
| Liste des tableaux | 7 |
| INTRODUCTION GENERALE | 13 |
| Chapitre I : Méthodes d'analyse des gaz et capteurs chimiques | 19 |
| .Introduction..... | 20 |
| 1. Principales méthodes d'analyse des gaz | 20 |
| 1.1. Chromatographie en phase gazeuse | 20 |
| 1.2. Spectrométrie de masse..... | 21 |
| 1.3. Spectrométrie d'absorption | 22 |
| 1.4. Méthodes électroniques | 22 |
| 1.5. Méthodes thermiques..... | 23 |
| 1.6. Méthodes colorimétriques..... | 23 |
| 1.7. Méthodes olfactométriques..... | 23 |
| 1.8. Autres méthodes | 24 |
| 1.9. Récapitulatif | 25 |
| 2 Capteurs de gaz | 27 |
| 2.1. Définition d'un capteur de gaz | 27 |
| 2.2. Principales familles de capteurs | 27 |
| 3 Capteur à base d'oxyde métallique | 32 |
| 3.1 Matériaux sensibles..... | 32 |
| 3.2 Structure d'un capteur MOX | 33 |
| 3.3 Principe de fonctionnement..... | 34 |
| 3.3.1. Conductivité du SnO ₂ | 34 |
| 3.3.2. Interaction gaz-solide | 35 |
| 3.3.3. Rôle de l'oxygène et principe de détection..... | 35 |
| 3.4 Performances d'un capteur de gaz..... | 37 |
| 3.4.1 Sensibilité | 37 |
| 3.4.2. Stabilité..... | 37 |
| 3.4.3. Sélectivité | 37 |
| 3.4.4. Température de fonctionnement | 38 |
| 3.4.5. Temps de réponse | 38 |

| | |
|---------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------|
| Conclusion | 38 |
| Chapitre II : Méthodes d'Amélioration de sélectivité des capteurs MOX..... | 40 |
| Introduction..... | 41 |
| 1. Modification de la couche sensible | 41 |
| 1.1. Dopage de la couche sensible | 41 |
| 1.2. Filtres physique et chimique | 42 |
| 1.3. Autres matériaux sensibles | 43 |
| 2. Stratégies de mesure..... | 43 |
| 2.1. Réponses statique et transitoire | 43 |
| 2.2. Modulation thermique..... | 44 |
| 2.3. Analyse du bruit d'absorption et de désorption des capteurs..... | 44 |
| 3. Système multicapteurs ou nez électronique..... | 45 |
| 3.1. Principe de fonctionnement..... | 46 |
| 3.2. Analyse multivariable | 46 |
| 3.2.1 La classification..... | 48 |
| 3.2.2 Réseaux de Neurones..... | 50 |
| 3.3 Etat de l'art | 53 |
| Conclusion | 54 |
| CHAPITRE.III. Modélisation et correction de la réponse du capteur TGS822 | 55 |
| Introduction..... | 56 |
| 1 Etat de l'art..... | 57 |
| 1 Modélisation du capteur à base des réseaux de neurones | 61 |
| 1.1 Réseau de neurone..... | 62 |
| 1.2 Les capteurs TGS de Figaro..... | 62 |
| 1.3 Modélisation du capteur de gaz le TGS822..... | 62 |
| 1.3.1 Le capteur TGS 822 de Figaro..... | 63 |
| 1.3.2. Les étapes de modélisations | 63 |
| <i>Test du modèle ANN</i> | 68 |
| 1.4 Implantation du modèle ANN sur ORCAD-PSPICE..... | 69 |
| 1.4.1 Présentation du simulateur ORCAD-PSPICE | 69 |
| 1.4.2 Implantation du modèle ANN du capteur | 70 |
| 1.4.3 Résultats de simulation | 72 |
| Conclusion | Erreur ! Signet non défini. |

| | |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------|
| 2 Conception du correcteur | 75 |
| Introduction..... | Erreur ! Signet non défini. |
| 2.1 Conception d'une base de données | 76 |
| 2.2 L'apprentissage du réseau de neurones | 76 |
| 2.3 Tests et résultats | 77 |
| 2.4 Discussions des résultats | 80 |
| 2.5 Test global du capteur intelligent..... | 80 |
| 2.5.1 Effet de la concentration du gaz..... | 81 |
| 2.5.2. Effet de la température et de l'humidité | 82 |
| Conclusion | 82 |
| CHAPITRE.IV Amélioration de la précision de la modélisation avec les ANNs | 83 |
| Introduction..... | 84 |
| 2 Modélisation avec les ANNs | 85 |
| 3 Décomposition en sous-modèles | 85 |
| 4 Modélisation du capteur | 86 |
| 4.1 Test du modèle..... | 88 |
| 5 Effet de la technique sur le correcteur..... | 89 |
| 5.1 Test du correcteur | 89 |
| 6 Implémentation des modèles et le correcteur..... | 90 |
| 6.1 Résultats de simulation | 90 |
| Conclusion | 92 |
| CHAPITRE V. Conception d'un système multicapteurs | 94 |
| Introduction..... | 95 |
| 1. Développement du modèle du système de prédiction à base des réseaux de neurones | 96 |
| 2. Tests et résultats | 97 |
| 3. Discussions des résultats | 99 |
| 4. Schéma de simulation global du capteur intelligent | 99 |
| 4.1 Effet de la concentration et de la nature du gaz | 100 |
| 4.2 Effet de la température | 103 |
| 4.2 Effet de l'humidité | 104 |
| Conclusion | 105 |
| CHAPITRE.VI Imitation du comportement du cerveau humain dans l'identification des odeurs | 106 |

| | |
|----------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| Introduction..... | 107 |
| 2. L'apprentissage automatique (continu) | 107 |
| 3. Description de l'algorithme développé | 108 |
| 5. Test de l'algorithme pour des gaz purs | 109 |
| 5.1 Test de l'algorithme pour l'éthanol | 109 |
| 5.2 Test de l'algorithme pour l'Hydrogène..... | 111 |
| 5.3 Test de l'algorithme pour le Monoxyde du Carbone (CO) | 112 |
| 5.4 Test de l'algorithme pour le Méthane..... | 114 |
| 6. Test de l'algorithme pour la classification et l'identification des feux | 116 |
| 7. Test de l'algorithme pour la détection des anomalies dans les circuits des capteurs | 116 |
| Conclusion | 117 |
| CONCLUSION ET PERSPECTIVES | 118 |
| REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES..... | 122 |
| ANNEXES..... | 130 |

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Les êtres humains ont cinq sens: la vue, l'ouïe, le toucher, le goût et l'odorat. Les humains agissent après avoir reçu du monde extérieur des informations via ces sens. L'idée de représenter les sens naturel de l'homme avec des systèmes artificiels a été un rêve. A cet égard, les chercheurs se sont orienter vers, les capteurs qui jouent un rôle important dans la reproduction / simulation des cinq sens, jusqu'a les surpasser. Le capteur est le dispositif qui mime la capacité des yeux, des oreilles, de la peau, du nez et de la langue, en vue de remplacer la vue, l'ouïe, le toucher, l'odorat et le goût.

Historiquement le développement des capteurs, remplaçant la vue, l'ouïe et le toucher, ont été développées depuis de nombreuses années. Par contre, et malgré la grande demande pour les capteurs des sens, du goût et de l'odorat dans du l'industrie alimentaire et dans la protection de l'environnement, n'ont pas vu d'avenacée consistante. Les capteurs pour le sens de la vue, l'ouïe et le toucher répondent essentiellement à des quantités physiques comme la lumière, les ondes sonores et la pression (ou température). L'objectif du développement des capteurs pour ces paramètres est d'augmenter la sensibilité et la sélectivité pour la grandeur physique concernée. D'autre part, il ya de nombreux types de substances chimiques impliquées dans la production de l'odorat, et donc il semble vraiment difficile d'obtenir des informations utiles à discriminer une espèce chimique unique des autres. Les capteurs qui jouent le rôle des récepteurs dans le sens de l'odorat et le goût sont des capteurs dits chimiques. Ils sont très utiles pour détecter une substance chimique spécifique avec une grande sélectivité.

Actuellement, les mesures de concentrations de gaz sont généralement réalisées à l'aide d'analyseurs dont le fonctionnement est basé sur des principes physiques tels que la spectrophotométrie d'absorption Ultra-Violet, la spectrophotométrie d'absorption Infra-Rouge ou encore la chromatographie. Ces appareils performants sont regroupés dans des stations de mesures, mais compte tenu de leur coût, le nombre de points de mesure est relativement réduit. Pour satisfaire aux exigences d'encombrement et de coût, les systèmes de type "capteurs de gaz" se présentent comme une solution appropriée. La conception de nouveaux dispositifs de détection gazeuse constitue donc un domaine de recherche important avec l'objectif de développer des appareils et des équipements moins chers, moins volumineux, portables et donc plus pratiques pour une vaste activité de mesure.

Dans ce cadre, le nez électronique présente une alternative intéressante qui peut répondre à ce besoin. Un nez électronique est constitué d'une matrice de capteurs, associée à

des méthodes d'analyse de données, en vue de l'identification et éventuellement de la quantification des composants d'une atmosphère gazeuse. Le principe de l'identification d'une odeur ou d'une composition gazeuse est inspiré du nez humain : apprendre à classifier des odeurs (cerveau) caractérisées par une réponse des capteurs (cellules olfactives).

Les techniques de traitement des données mis au point ont le double rôle de détecter la présence et la quantité de l'odeur. Les capteurs utilisés généralement sont des capteurs à base d'oxydes métalliques, peu chers et largement disponibles dans le commerce. Ils ont l'avantage principal d'être sensibles à une large gamme de gaz, notamment ceux provenant de la combustion et de la pollution, et sont de nos jours les plus répandus et aussi les plus utilisés dans les applications domestiques. Malheureusement, ces capteurs réagissent non seulement au gaz cible mais aussi à un grand nombre de gaz, ou autres interférents tels que l'humidité, ce qui affecte leur sélectivité.

Les capteurs chimiques actuels, à base d'oxyde métallique sont particulièrement intéressants en raison de leur facilité d'exploitation et a leur faible sensibilité aux grandeurs d'influence. L'oxyde métallique le plus répandu est le dioxyde d'étain (SnO_2) à cause de sa bonne détection.

Le principe de fonctionnement des capteurs à base d'oxyde métallique est basé sur la variation de la conductivité d'une couche d'oxyde métallique en fonction de la composition gazeuse environnante. Le premier dispositif de détection utilisant un oxyde métallique était présenté en 1962 par Seiyama et commercialisait par la société Figaro dès les années 1970. [1] Cette même société à l'heure actuelle détient le monopole sur le marché des capteurs semiconducteurs.

Les intérêts de ces capteurs sont multiples surtout en agro-alimentaire pour l'identification de la composition d'un produit alimentaire, cosmétique,... ou encore pour le contrôle de la qualité des aliments (viandes ou poissons). Dans toutes ces applications, les systèmes de capteur utilisés étaient hétérogènes, donc difficilement miniaturisables. La tendance actuelle, compte-tenu des nouvelles applications qui émergent, est de miniaturiser à l'extrême les capteurs et les rendre compatibles avec les systèmes de traitement du signal afin d'obtenir des systèmes totalement intégrés. Ainsi, parmi ces multiples applications, nous pouvons citer :

- Les industries qui ont besoin de se sécuriser contre les fuites des produits volatiles qu'elles utilisent ou encore contre les incendies.

- Le développement de systèmes de contrôle de procédés.
- Le domaine militaire ou de sécurité intérieure qui s'intéresse particulièrement à la présence ou non de gaz explosifs, d'armes chimiques...
- Le domaine automobile souhaite intégrer ce type de capteurs pour :
 - Protéger l'habitacle contre les gaz extérieurs nuisibles (échappement, COV) ou simplement désagréables.
 - Contrôler le moteur avec une optimisation du mélange gazeux dans la chambre de combustion.
 - Contrôler la qualité des carburants, soumis à des normes de plus en plus restrictives.

Il existe aussi des applications de confort comme le détecteur de mauvaise odeur. Les objectifs environnementaux et la lutte contre la pollution, avec la protection de la couche d'ozone et la surveillance de l'émission des gaz à effet de serre représentent les applications les plus demandées de nos jours.

Les listes des applications (sécurité, contrôle, analyse, confort, ...) et domaines d'applications (pharmacie, cosmétique, chimie, pétrochimie, environnement, sécurité, militaire, médical, automobile, domotique, ...) sont donc très longues traduisant le grand intérêt pour le développement des capteurs de gaz. Pour satisfaire ces applications, on distingue deux voies différentes :

- Le détecteur: il s'agit de surveiller si la concentration d'un gaz ne dépasse pas un seuil de concentration.
- L'analyseur: il permet de déterminer avec précision la composition et la concentration des gaz de l'échantillon à analyser.

Les avantages des capteurs à base d'oxyde métallique sont un peu fariné par leur manque de sélectivité. En effet, ces capteurs ont une réponse liée aux propriétés d'oxydoréduction du gaz détecté. Cette réponse est donc similaire pour tous les gaz oxydants, d'une part et pour tous les gaz réducteurs. Le manque de sélectivité reste le problème majeur, difficile à résoudre. De nombreuses méthodes sont étudiées depuis une vingtaine d'années pour y remédier [10-17]. Les solutions proposées porte sur le choix ou sur la modification du matériau de la couche sensible du capteur (ajout de dopants, filtre, catalyseur...), ou sur la stratégie de mesure (fonctionnement statique ou dynamique, modulation de la température du capteur, mesure de bruit...). Une autre solution consiste en une combinaison de plusieurs

capteurs et de méthodes de traitement de données appropriées. Cette approche est l'une des plus prometteuses.

Dans ce projet, nous avons accentué notre travail sur le développement d'une nouvelle méthodologie de traitement des réponses des capteurs afin d'améliorer les performances de détection en terme de sélectivité. A travers cette thèse nous explorons un nouveau axe afin de réduire considérablement le temps de réponse.

L'objectif de ce travail est donc de concevoir un système à base des capteurs chimiques TGS8xx de Figaro qui doit être capable de d'identifier la nature du gaz détecté. Evaluer également sa quantité dans un milieu dynamique. Nous proposons une nouvelle technique a travers laquelle nous espérons imiter la technique d'apprentissage d'un être humain qu'il utilise afin d'identifier les odeurs

Le travail réalisé dans le cadre de se sujet est reporté sur cette thèse sous forme de six chapitres. Le premier chapitre est consacré à un tour d'horizon bibliographique concernant les dispositifs actuels de détection de gaz dans le domaine de l'olfactométrie, de la chimie, de la biologie et de la physique. Différents types de capteurs de gaz sont décrits en indiquant leurs avantages et inconvénients les particularités électriques des oxydes semi-conducteurs tels que le dioxyde d'étain, et de leur réactivité en surface sont revus. Nous décrirons ensuite le principe de fonctionnement de ce type de capteur ainsi que ses performances.

Dans le deuxième chapitre nous présentons les méthodes existantes pour améliorer la sélectivité des capteurs de gaz. Nous définissons ce qu'est un *nez électronique*. Deux méthodes de traitement de données multivariable qui permettent d'exploiter et identifier les signaux des capteurs de gaz sont exposées. L'état de l'art sur les systèmes multicapteurs complètera ce chapitre.

Nous présentons au chapitre III la conception d'un modèle à base des réseaux de neurones (ANNs). Ce modèle est implémenté sous forme d'un composant dans la bibliothèque du simulateur électrique ORCAD-PSPICE. Ce composant doit exprimer fidèlement le comportement du capteur. Un deuxième modèle à base des réseaux de neurones, qui s'occupera de la correction et de la compensation du signal de sortie du capteur a été conçu et implémenté sur le même simulateur.

On présentera le développement d'une nouvelle technique basé sur la décomposition d'un modèle sous forme de sous modèles selon les intervalles d'entrée dans le chapitre IV.

Notre objectif est d'améliorer l'erreur de la modélisation avec les ANNs et de réduire le temps de traitement.

Au chapitre V et afin d'exploiter la sélectivité croisée nous avons réuni l'ensemble des modèles avec correcteurs conçus auparavant avec un nouveau module élaboré également avec les ANNs. Cette technique est utilisée afin de déterminer la nature du gaz ainsi que sa concentration. Le test a été effectué sous environnement ORCAD-PSPICE..

L'algorithme permettant d'approcher l'apprentissage de l'odorat d'un être humain a été exposé au dernier chapitre

***Chapitre I : Méthodes d'analyse des gaz et capteurs
chimiques***

.Introduction

L'analyse des gaz remonte à l'an 1777, année où Lavoisier montra que l'air était composé d'au moins de deux gaz dont l'un (l'oxygène) est essentiel pour la combustion et la respiration et l'autre gaz (l'azote) est inerte. Environ deux cents ans après Lavoisier, des méthodes d'analyse de gaz performantes telles que la chromatographie en phase gazeuse et la spectrométrie de masse sont apparues. Ces analyses sont précises mais elles nécessitent un appareillage relativement lourd et onéreux. A côté des méthodes classiques d'analyse des gaz, les détecteurs à base d'oxyde métallique (MOX) se sont développés [1]. Ils présentent certains intérêts par rapport aux méthodes classiques. En effet, leur compatibilité avec la technologie de la microélectronique permet leur miniaturisation, ce qui entraîne une réduction du coût par une fabrication de masse, d'une part, et une faible puissance électrique consommée, d'autre part.

Dans cette partie, nous présenterons les principales techniques d'analyse des gaz. Nous présenterons ensuite les différents types de capteurs chimiques, en particulier les capteurs à base d'oxyde métallique, et plus particulièrement les TGS de Figaro.

1. Principales méthodes d'analyse des gaz

La précision de la mesure varie selon la méthode. Lorsque l'on recherche de grandes performances (précision, sensibilité, sélectivité), les méthodes performantes telles que la chromatographie en phase gazeuse et la spectrométrie de masse sont bien adaptées. Par contre, lorsque l'on n'a besoin que d'une indication sur le milieu (on parle alors de détection), des méthodes moins chères et plus faciles à mettre en œuvre, telles que les tubes colorimétriques et les capteurs MOX, qui sont mieux adaptées.

La plupart des méthodes sont destinées à l'analyse au laboratoire et nécessite un appareillage plus ou moins complexe.

1.1. Chromatographie en phase gazeuse

La chromatographie en phase gazeuse permet de séparer les constituants d'un mélange gazeux quelle que soit la concentration des constituants. La séparation repose sur l'entraînement différentiel des constituants présents dans une colonne constituée de deux phases : une phase stationnaire et une phase mobile figure I.1. Ces constituants parcourent la colonne avec des temps proportionnels à leurs propriétés intrinsèques (taille, structure, masse...) et à leur affinité avec la phase stationnaire (polarité...). A leur arrivée au bout de la colonne, le détecteur mesure en

continu la quantité de chacun des constituants du mélange. Cette technique peut être utilisée pour l'analyse de la plupart des gaz selon le type de colonnes et de détecteurs choisis [2].

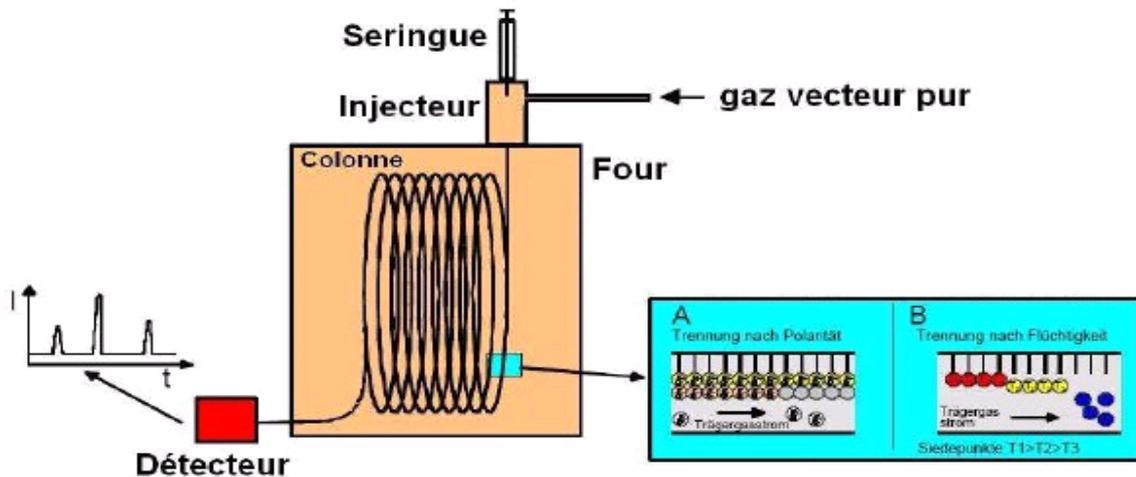


Figure I.1 : Principe d'un chromatographe de gaz [2]

1.2. Spectrométrie de masse

La spectrométrie de masse est utilisée en analyse chimique en raison de ses caractéristiques : sensibilité élevée, faible limite de détection, analyses qualitative et quantitative. Une petite quantité du composé à analyser est d'abord ionisée par un bombardement d'électrons, d'ions ou de photons suivant les cas, figure I.2. Ces ions sont soumis, sous vide élevé, à l'action d'un champ électrique ou magnétique. La force qui s'exerce sur ces ions modifie leur trajectoire en fonction de leur rapport masse/charge. En gazométrie, la spectrométrie de masse peut être appliquée à tous les gaz sauf aux gaz réactifs et instables [3].



Figure I.2 : Principe d'un spectromètre de masse [3]

1.3. Spectrométrie d'absorption

Les techniques d'analyse basées sur l'absorption reposent sur les propriétés optiques du gaz à analyser. La relation entre l'intensité du rayonnement traversant le gaz à analyser et la concentration optique de celui-ci est décrite par la loi de Beer-Lambert. L'absorption dans l'infrarouge (IR), dans le visible ou dans l'ultraviolet (UV) est en général utilisée [4]. Les molécules gazeuses hétéroatomiques absorbent le rayonnement infrarouge à des longueurs d'ondes bien précises, en raison de la mise en rotation des molécules autour de certains de leurs axes interatomiques ou de vibrations intramoléculaires. Le principe de fonctionnement de l'absorption dans l'UV est très proche de celui de l'absorption IR. Sous l'action d'un faisceau UV, certaines molécules subissent des vibrations et/ou des transitions électroniques qui conduisent à des spectres d'absorption UV.

1.4. Méthodes électroniques

Détecteur à ionisation de flamme (DIF) : cette technique est principalement utilisée pour la détermination des concentrations en composés organiques volatiles (COVs) et les hydrocarbures. Le principe de fonctionnement est basé sur l'émission d'un nombre d'ions quasi proportionnel à celui d'atomes de carbone, figure I.3, lors de la combustion de COVs dans une flamme d'air-hydrogène. Cette technique n'est pas sélective puisqu'elle détecte tous les composés ayant des liaisons carbone-hydrogène.

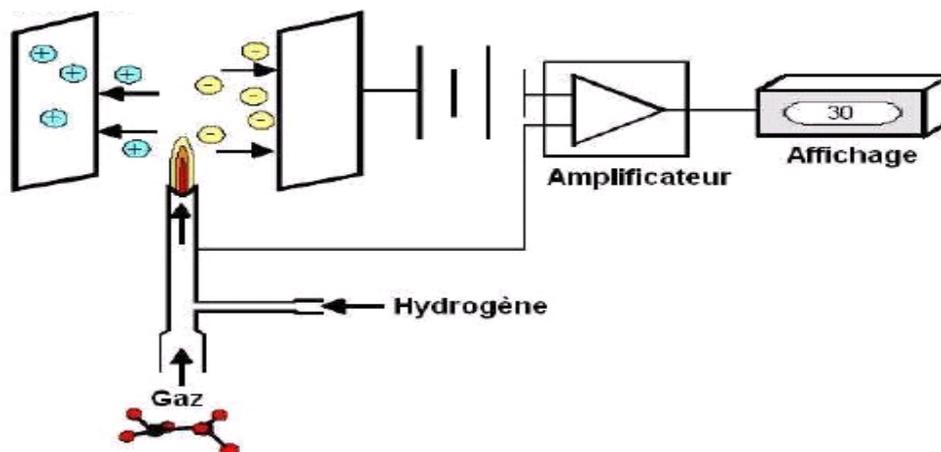


Figure I.3 : Détecteur à ionisation de flamme [5]

Détecteur à photoionisation (DPI) : le principe est le même que pour l'ionisation de flamme, à la différence près que l'ionisation se fait par rayonnement ultraviolet, avec des photons

d'énergie voisine de 10 eV. Cette méthode n'est donc applicable qu'aux molécules ayant un potentiel d'ionisation inférieur à 11 eV.

1.5. Méthodes thermiques

Catharométrie : cette technique est basée sur la mesure de conductivité thermique du milieu contenant le gaz à analyser. Une résistance chauffée par effet Joule se stabilise à une température qui dépend de la puissance électrique fournie et des échanges thermiques avec le milieu gazeux. La mesure de sa conductivité permet de détecter un changement de composition du milieu analysé. Cette méthode est d'autant plus sensible que les gaz à analyser ont des propriétés physiques différentes de celles de l'air. Cependant, cette méthode n'est pas sélective mais elle est bien adaptée à la mesure de la concentration d'un gaz donné.

Combustion catalytique : les capteurs à combustion catalytique ne peuvent détecter que des gaz combustibles. Ils sont basés sur le fait que l'oxydation du gaz par le filament chauffant entraîne un changement de la résistance électrique proportionnel à la concentration de gaz [5]. Cependant, ce type de capteur n'est pas sélectif.

1.6. Méthodes colorimétriques

Cette méthode, déjà utilisée dans les premiers détecteurs, est basée sur la réaction chimique entre le gaz à détecter et le réactif contenu dans un tube. Le tube détecteur contient une quantité bien précise d'un ou plusieurs réactifs. Le gaz est introduit dans le tube et le réactif change de couleur. La concentration du gaz est proportionnelle à la longueur de la coloration, figure I.4. Les avantages de cette méthode sont sa simplicité de mise en œuvre grâce à un équipement peu encombrant et peu coûteux. Par contre, la précision de la mesure est mauvaise (l'erreur est de l'ordre de 30 %). Cependant, l'utilisation de cette méthode est assez répandue. Les applications sont la surveillance de l'air dans les postes de travail et les mesures relatives à la pollution. Cette méthode est aussi utilisée pour vérifier de façon rapide les données d'autres méthodes d'analyse.



Figure I.4 : Tube réactif [5]

1.7. Méthodes olfactométriques

Cette méthode ne s'applique qu'aux gaz odorants. Le gaz à analyser doit être tout d'abord dilué par un gaz inodore puis présenté à un jury. Chaque personne du jury indique si elle perçoit

ou non l'odeur du mélange. D'une manière générale, des mesures effectuées par un jury sont d'autant plus fiables que le nombre de sujets participant à l'étude est élevé.



Figure I.5 : Un jury de nez en train d'effectuer un test d'olfactométrie

1.8. Autres méthodes

Les méthodes présentées ci-dessous sont spécifiques à l'analyse d'un seul gaz ou d'une famille de gaz. Nous décrivons brièvement leurs principes de fonctionnement.

Chimiluminescence : cette technique est utilisée pour mesurer les NO_x en raison de sa sensibilité et de son temps de réponse de l'ordre de la seconde. Le principe est basé sur la réaction de NO avec l'ozone qui libère une énergie lumineuse dans le domaine du proche IR.

L'intensité de la radiation mesurée est proportionnelle à la concentration selon la loi de Beer- Lambert.

Fluorescence UV : elle est spécifique à la détermination de la concentration de SO₂ dans l'air. Le principe de fonctionnement est basé sur l'émission d'énergie lumineuse qui se produit lorsqu'une molécule, préalablement excitée par un rayonnement UV, réémet une radiation bien caractéristique en revenant à l'état fondamental. De même qu'avec la chimiluminescence, l'intensité de la radiation de fluorescence UV est proportionnelle à la concentration de SO₂ selon la loi de Beer-Lambert.

Paramagnétisme : cette méthode est utilisée pour la mesure de l'oxygène du fait que seul l'oxygène est fortement paramagnétique. Les molécules d'oxygène sont ionisées et les ions sont

attirés par un champ magnétique. Le courant ionique résultant est donc lié à la concentration d'oxygène.

1.9. Récapitulatif

Les caractéristiques de différentes techniques sont présentées dans le tableau I.1 [6-7]. La précision de la mesure varie selon la méthode. Lorsque l'on recherche de grandes performances (précision, sensibilité, sélectivité), les méthodes performantes telles que la chromatographie en phase gazeuse et la spectrométrie de masse sont bien adaptées. Par contre, lorsque l'on n'a besoin que d'une indication sur le milieu (on parle alors de détection), des méthodes moins chères et plus faciles à mettre en oeuvre, telles que les tubes colorimétriques et les capteurs MOX, sont mieux adaptées.

Tableau 1.1 : Récapitulatif des méthodes d'analyses de gaz [6-7]

| Technique utilisée constructeurs | Gaz détecté | Minimum détectable | Temps de réponse | Avantages | Inconvénients | Principaux constructeurs |
|----------------------------------|-------------------------------------------------|----------------------------|------------------|--------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------|------------------------------------|
| Chromatographie en phase gazeuse | tous produits (selon détecteur et colonnes) | << 1 ppm | 5 à 40 min | sensible, spécifique | étalonnage, peu portable | Hewlett-Packard, Chromato-Sud |
| Spectrométrie de masse | tous composés sous forme gazeuse | ppb à ppm | □ 1 min | sélective, sensible quantification parfaite | matériel lourd, interprétation de spectres | Agilent MKS |
| Absorption infrarouge | CO, CO ₂ , SO ₂ , HCl, HC | ppm | 1 min | non dispersif | interférence avec vapeur d'eau | Modicon (Arecol) Kimo Ados |
| Absorption visible/UV | CO, SO ₂ , NO, O ₃ | 1 ppb | min | meilleure spécificité que IR | interférence en absence de traitement, onéreux | Megatec, Seres |
| Cellules électrochimiques | gaz oxydants/ réducteurs | 100 ppm | 20s à 100 s | bonne sélectivité | interférence possible, faible reproductibilité, | MSA Dräger, |
| Combustion catalytique | gaz combustibles | 0 à 100 % de LIE | 10 s | robuste | non sélective | GfG, MSA |
| Tubes et badges colorimétriques | tous gaz (suivant réactif) | 10 ⁻⁶ v/v | 1 min | temps de réponse court bonne répétitivité | faible précision sélectivité variable, | Dräger Gastech |
| Capteurs MOX | gaz oxydants et réducteurs | suivant gaz | 10 s | prix faible | faible sélectivité sensible à l'humidité | Figaro MiC,S AppliedSensor, FIS |
| Paramagnétisme | oxygène | 5.10 ⁻³ à 1 v/v | 10s à 1 min | robuste, petite taille grande durée de vie réponse linéaire, | sensibles aux gaz diamagnétiques | Systech |
| Chimiluminescence | NO, NO ₂ | 1 ppb | très spécifique | maintenance | étalonnage délicat | Seres |
| Fluorescence | SO ₂ | 10 ⁻⁸ v/v | 1 min | peu d'interférence | spécifique SO ₂ | Fondis electronic |
| Olfactométrie | gaz odorants | selon gaz | □ 1 heure | simple | personnel nombreux | |

2 Capteurs de gaz

2.1. Définition d'un capteur de gaz

Un capteur de gaz est défini comme un composant dont au moins une de ses propriétés physiques change quand il est soumis à un changement d'environnement gazeux. D'une manière générale, un capteur est composé de deux éléments principaux : l'élément sensible et le transducteur. L'élément sensible est le cœur du capteur, sur lequel se passe la réaction avec l'espèce gazeuse. Le transducteur est le dispositif permettant la conversion du résultat de la réaction entre le gaz et l'élément sensible en un signal facilement mesurable (signal électrique ou optique). Parfois, l'élément sensible et le transducteur sont confondus, comme par exemple, dans les capteurs MOX.

2.2. Principales familles de capteurs

Dans ce qui suit, nous donnons un aperçu du principe de détection de quelques types de capteurs.

2.2.1 Capteur à microbalance de quartz

Le dispositif est constitué d'un matériau piézoélectrique d'une simple géométrie (disque ou plaque rectangulaire) utilisé dans un oscillateur.

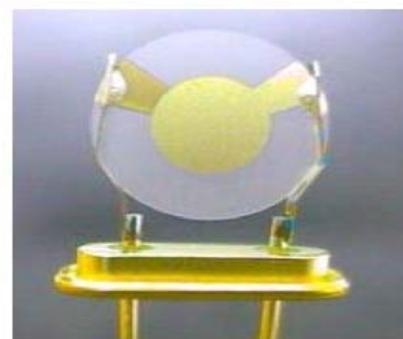
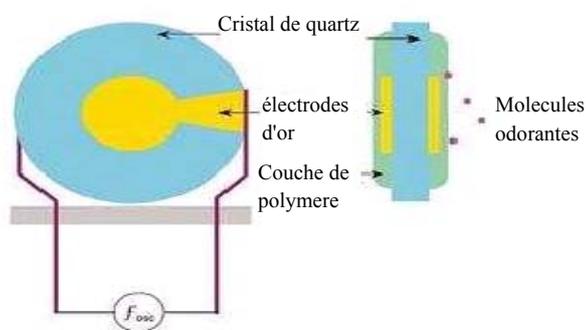


Figure I.6 : Structure d'un capteur à microbalance de quartz

Le principe de fonctionnement repose sur la variation de la fréquence de résonance du matériau sensible quand une espèce s'adsorbe à sa surface [8]. Cette variation est décrite par l'équation de Sauerbrey :

$$\Delta f = (f_e - f_q) = -\frac{2 \cdot f_q^2 \cdot m_f}{\rho_q \cdot v_q} \quad 1.1$$

Où

m_f : est la masse du film par unité de surface.

ρ_q : la masse volumique.

f_q : la fréquence propre de résonance du quartz.

f_c : la fréquence de résonance du quartz en présence de l'espèce à détecter.

v_q : la vitesse de propagation de l'onde dans le quartz. Ce type de capteur est utilisé pour détecter les composés organiques volatiles.

Ses avantages sont une bonne sensibilité (de l'ordre de quelques ppm avec les hydrocarbures halogénés), un fonctionnement à la température ambiante et une réponse linéaire. Cependant, il n'est pas sélectif et, de plus, il est sensible à la température.

2.2.2 Capteur à ondes acoustiques de surface

Le principe de fonctionnement est proche de celui des capteurs à microbalance à quartz. Sur un matériau piézo-électrique sont déposées deux paires d'électrodes interdigitées (figure 1.7), l'une pour l'excitation des ondes, l'autre pour leur détection après propagation. Une couche sensible est déposée sur le trajet de l'onde entre les deux électrodes. Elle permet l'adsorption de la substance à détecter. Cette adsorption modifie la propagation de l'onde et donc sa fréquence. Ces capteurs sont très sensibles, de l'ordre du ppm pour l'ammoniac [8].

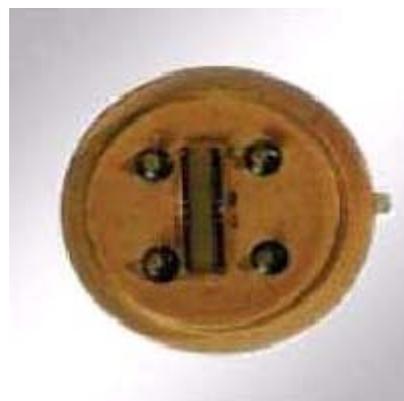
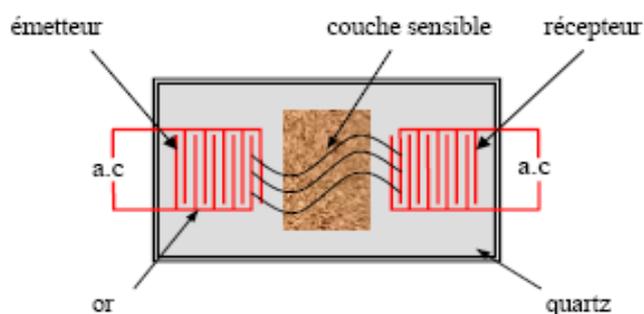


Figure I.7 : Structure d'un capteur à ondes acoustiques de surface

2.2.3 Capteur à transistors à effet de champs (GASFET)

Les capteurs de gaz de ce type ont la structure classique d'un transistor MOS à effet de champs sauf que la grille est remplacée par un oxyde métallique sensible au gaz. L'interaction de l'oxyde métallique avec le gaz à détecter se traduit par une variation de la tension de seuil du transistor. Le principe consiste à intégrer sur la grille du FET une membrane sensible à l'espèce à détecter. Lors de l'absorption d'un gaz accepteur ou donneur d'électrons il va se produire une modification du potentiel de surface, et par suite de la concentration de porteurs

au niveau du canal et donc de sa conductance [8].. La figure I.8 présente une structure typique de ce capteur

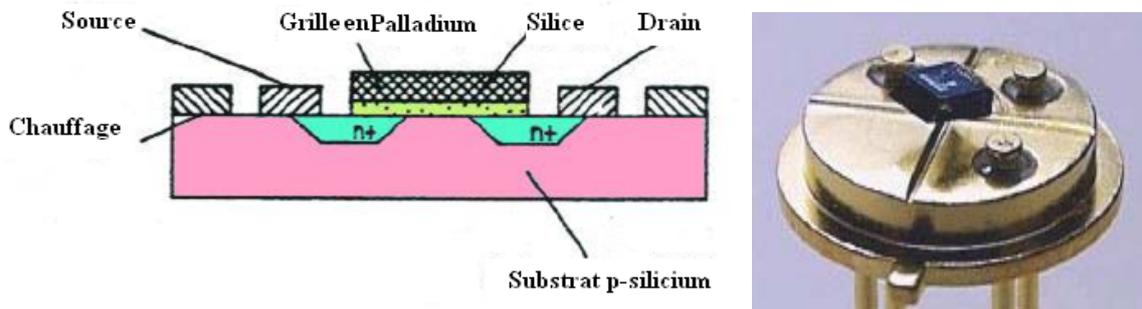


Figure I.8 : Schéma d'un capteur de gaz de type GASFET

2.2.4 Capteur électrochimique

Le principe de fonctionnement est basé sur les réactions d'oxydoréduction. La structure la plus simple comprend une membrane semi-perméable jouant un rôle de barrière de diffusion, un électrolyte et deux électrodes entre lesquelles est appliquée une différence de potentiel. L'absorption du gaz à détecter donne lieu à une réaction électrochimique spécifique, ce qui induit une force électromotrice liée au transfert de charges entre le gaz et la cellule. Ces capteurs sont sensibles et possèdent une bonne sélectivité aux gaz [9]. Cependant, leur durée de vie est limitée et la mesure dépend de l'histoire du capteur.

2.2.5 Capteur à fibre optique

Le principe de fonctionnement est basé sur la modification de la propagation de la lumière en présence du gaz à détecter. Il existe deux principaux types de capteurs de gaz à fibres optiques : les capteurs extrinsèques et les capteurs intrinsèques. Dans les capteurs extrinsèques, l'élément sensible se trouve au bout de la fibre, tandis que la surface de la fibre constitue elle-même l'élément sensible dans le cas des capteurs intrinsèques [8]. La particularité de ces capteurs est qu'ils permettent de déporter la mesure dans les environnements difficiles à atteindre ou perturbés (par exemple, dans le cas de pollution radioélectrique).

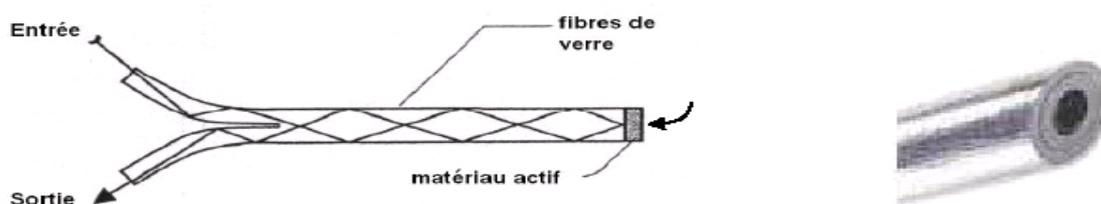


Figure II.9 : Capteur à fibre optique

2.2.6 Les capteurs à variation de conductivité

Les capteurs à variation de conductivité sont principalement de deux sortes : les capteurs à oxydes métalliques (MOS : Métal Oxide Sensors) et les capteurs à base de polymères conducteurs (CP : Conducting Polymers). Leurs principales caractéristiques sont les suivantes :

Les capteurs à base d'oxydes métalliques

Ce sont les plus couramment utilisés dans des applications capteurs intelligents de type nez électronique. Ils se composent essentiellement d'un matériau semi-conducteur (oxydes de zinc, d'étain, de titane, de tungstène, d'iridium, ...) auquel on a ajouté d'autres oxydes ou encore des catalyseurs tels que le platine ou le palladium. Ce matériau est déposé entre deux contacts de métal sur un substrat sous lequel se trouve une résistance chauffante (figure I-10) qui permet d'élever la température de fonctionnement du capteur entre 200°C et 500°C. Ces capteurs peuvent être fabriqués par différentes méthodes. Toutefois, l'utilisation de la micro-fabrication permet de réduire la consommation de puissance et la dissipation thermique, ce qui est un critère important d'utilisation.

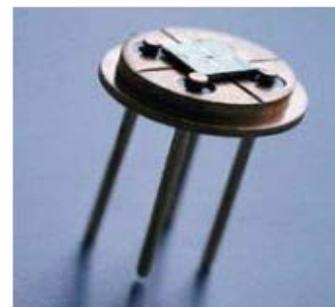
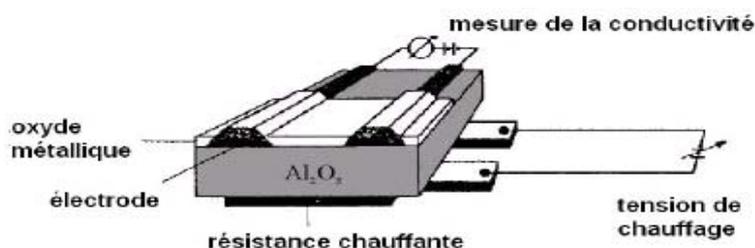


Figure I.10 : Capteur à oxyde métallique semi-conducteur

Avec ces capteurs, lorsque le gaz atteint la surface du matériau actif, la résistance entre les électrodes du métal change proportionnellement avec la concentration de gaz. Ces capteurs sont malheureusement sensibles à l'humidité, ils sont aussi susceptibles d'être empoisonnés par des composés sulfureux présents dans les compositions gazeuses à détecter. A tout cela, nous pouvons également ajouter les dérives à court et long terme. Cependant, compte tenu de leur grande disponibilité commerciale, leur robustesse, leur prix relativement peu élevé, ils sont aujourd'hui les capteurs les plus utilisés [8] .

Les capteurs à base de polymères

Ils sont aussi très utilisés dans des applications « nez électronique ». Comme précédemment, ils se composent essentiellement d'un matériau actif déposé sur un substrat entre deux électrodes de métal (figure I-11). Cette fois, le matériau actif est un polymère conducteur de la famille des poly-pyrroles, des thiophènes ou des indoles. Ils ont l'avantage de fonctionner à la température ambiante et ne nécessitent donc pas d'élément de chauffage. De plus, ils ont également le mérite d'être très sensibles aux composés polaires. Cependant, l'inconvénient majeur de cette technologie vient de la très grande sensibilité de ces capteurs à l'humidité relative qui, d'une façon générale, est plus importante que celle observée sur les capteurs à oxydes métalliques [8].

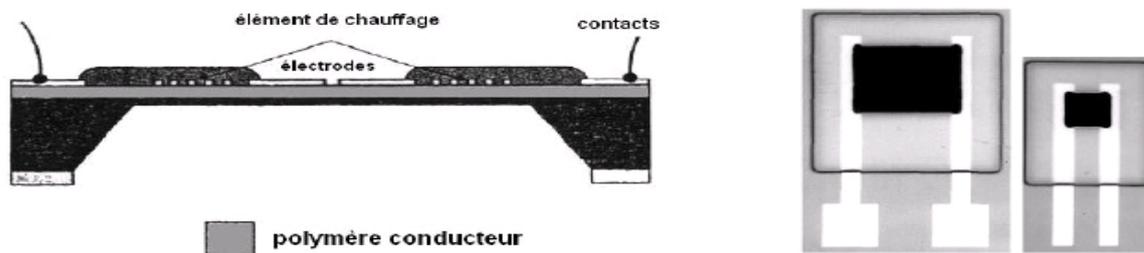


Figure I.11 : Capteur à base de polymère

Le tableau I.2 récapitule les différents types de capteurs de gaz et leurs propriétés

Tableau I.2 : Les différents types de capteurs de gaz [5].

| Type de capteur | Les capteurs à variation de conductivité | | Les capteurs à quartz piézoélectrique | | Les capteurs à effet de champ (MOSFET) | Les capteurs à fibres optiques |
|--------------------------------|-----------------------------------------------------------------|--------------------------------------|-------------------------------------------|---------------------------------------------------|----------------------------------------|----------------------------------------------------|
| | Les capteurs à base d'oxydes métalliques semi-conducteurs (MOX) | Les capteurs à polymères conducteurs | Les capteurs microbalances à quartz (QMB) | Les capteurs à ondes acoustiques de surface (SAW) | | |
| Substrat | Céramique | Silicium | Quartz | Quartz | Silicium | fibres de verre |
| Matériau de la couche sensible | SnO ₂ , WO ₃ , ZnO dope avec Pt, Pd | pyrrol, indole, thiophènes, furannes | Silicone, Glycol | Selon gaz | platine | |
| Valeur de mesure | Résistance électrique conductivité | | Fréquence | | Variation de tension | Modification des propriétés de l'onde d'excitation |
| Température d'exploitation | 200 – 500°C | Température ambiante | Température ambiante-100°C | Température ambiante | Température ambiante | Température ambiante |

3 Capteur à base d'oxyde métallique

Les capteurs de gaz à base d'oxydes métalliques (capteur MOX) ont été développés par Seiyama et Taguchi dans les années 60 [1]. Ils utilisaient ZnO et SnO₂ comme matériaux sensibles pour la détection des gaz de pétrole liquéfiés LPG (liquid petroleum gases). Depuis, de nombreux travaux de recherches ont été réalisés et le sont encore à ce jour pour améliorer leurs performances. Le principe de détection repose sur la variation de conductivité électrique d'un oxyde métallique quand celui-ci est mis en contact avec un nouvel environnement gazeux. Ce type de capteur est utilisé dans cette thèse.

3.1 Matériaux sensibles

La plupart des oxydes métalliques présentent des variations de conductivité lorsqu'ils sont soumis à un changement de l'environnement gazeux. Les oxydes métalliques sont utilisés en couches minces ou épaisses qui peuvent être élaborées par des techniques de dépôt différentes (pulvérisation cathodique, évaporation...). Un matériau a une sensibilité maximum à un gaz pour une température de fonctionnement donnée.

Le tableau I.3 regroupe des exemples de quelques matériaux sensibles et la température de fonctionnement optimale du capteur, ainsi que les gaz détectés. Malgré un grand nombre de matériaux testés, le dioxyde d'étain est le matériau le plus utilisé.

Tableau I.3 : Matériaux sensibles utilisés pour capteurs de gaz [11].

| Oxydes métalliques | Gaz ciblés | Température opti,ale (°C) | Résistance à l'air |
|---------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------|--------------------|
| SnO ₂ | O ₂ , CH ₄ , CO, H ₂ , NH ₃ , C ₃ H ₈ , SO ₂ , Cl ₂ . | 300 | 2x10 ⁵ |
| TiO ₂ | O ₂ , CO, H ₂ , C ₃ H ₈ , SO ₂ , H ₂ S | 500 | 2x10 ⁶ |
| WO ₃ | O ₂ , CH ₄ , H ₂ , C ₃ H ₈ , SO ₂ , H ₂ S | 500 | 10 ³ |
| La ₈ Sr ₂ MnO ₃ | Co, H ₂ , NH ₃ , NO ₂ , Cl ₂ | 350 | 10 ⁷ |
| CrNbO ₄ (p) | Co, H ₂ , C ₃ H ₈ , NH ₃ | 280 | 2x 10 ⁴ |
| WNB ₄ O ₁₃ | H ₂ , C ₃ H ₈ , NH ₃ , | 450 | 10 ⁶ |
| CoTa ₂ O ₆ (p) | H ₂ , CO, NH ₃ | 550 | 2x 10 ⁷ |
| CuTa ₂ O ₆ | O ₂ , CO, H ₂ , C ₃ H ₈ , NH ₃ | 380 | N.C |
| Rb ₄ SiW ₁₇ O ₄₀ | SO ₂ , H ₂ S | 300 | 10 ⁴ |
| GeO ₂ | O ₂ | 700-1100 | N.C |
| Ga ₂ O ₃ | O ₂ , H ₂ , CH ₄ , NH ₃ | 550 | 10 ³ |
| SrTiO ₃ (1%Fe) | CH ₄ | 650 | N.C |
| SrTiO ₃ (1%Fe) | CO ₂ | 620 | N.C |

3.2 Structure d'un capteur MOX

Du fait que les capteurs MOX fonctionnent à température élevée (typiquement entre 300°C et 500°C), ils nécessitent une structure comportant une couche sensible associée à un élément de chauffage. La figure I.12 présente la première structure, proposée par Taguchi (capteur Figaro série TGS8xx). La couche sensible est déposée sur un tube en céramique poreux de diamètre 1 mm et de longueur 3 mm. L'élément de chauffage est un fil métallique bobiné à l'intérieur du tube. Les contacts électriques de la couche sensible sont fixés aux deux extrémités du tube avec une colle conductrice.

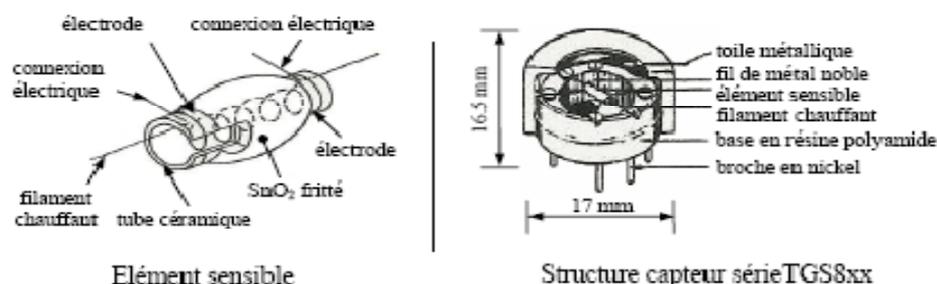


Figure I.12 : Structure d'un capteur Figaro (série TGS8xx) .

La figure I.13 présente la structure d'un microcapteur de gaz, réalisée en technologie silicium. Ces microstructures permettent de réduire la consommation électrique. La miniaturisation permet d'associer plusieurs capteurs sur un même substrat et ainsi de réaliser un réseau de capteurs permettant la miniaturisation des composants électroniques, une nouvelle génération des capteurs de gaz est apparue, elle est réalisée en technologie silicium. Ces microstructures permettent de réduire la consommation électrique.

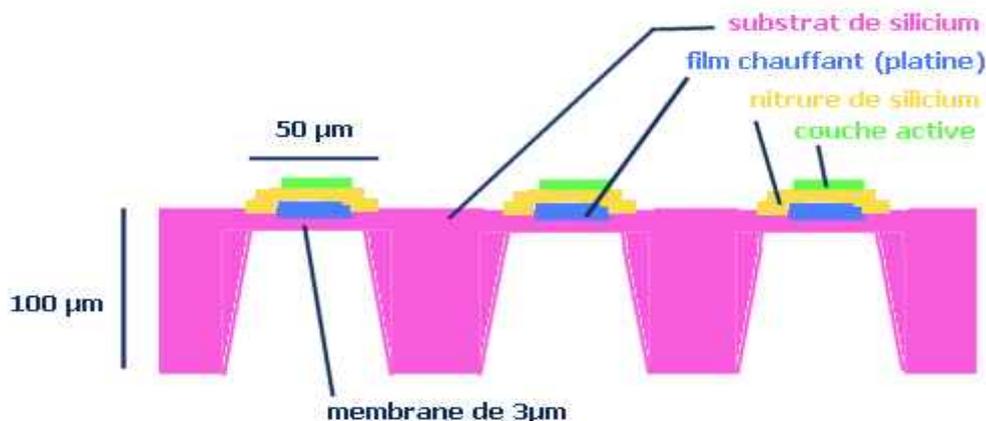


Figure I.13 : Structure d'un microcapteur de gaz MOX .

3.3 Principe de fonctionnement

La conductivité des capteurs MOX est le paramètre mesuré. Pour les oxydes métalliques de type n, par exemple SnO₂, la conductivité augmente en présence d'un gaz réducteur alors qu'elle diminue en présence d'un gaz oxydant. Ceci résulte d'un ensemble de réactions physico-chimiques entre la couche sensible du capteur et les molécules de gaz adsorbées à sa surface. Les capteurs de gaz à base d'oxydes métalliques sont donc composés de :

- Une couche sensible, constituant la partie qui va interagir avec l'ambiance gazeuse.
- Des électrodes pour la mesure électrique de cette couche sensible.
- Une partie chauffante pour amener la couche sensible en température. Cette partie doit bien entendu être isolée électriquement des électrodes de mesures.

Le schéma fonctionnel du capteur est rappelé sur la figure I.14. Seulement quatre éléments technologiques sont nécessaires : les trois parties décrites, plus une couche isolante. [12].

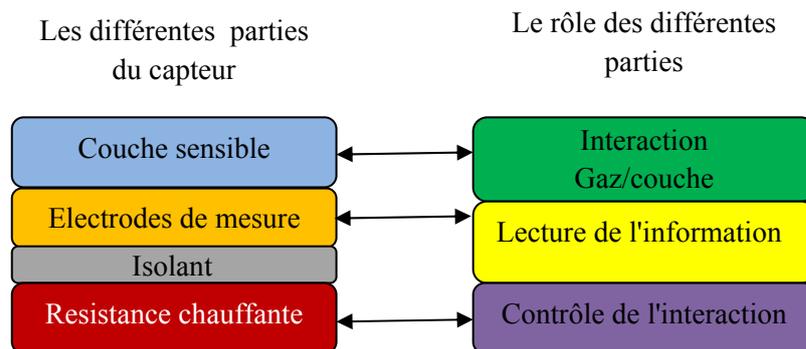


Figure I.14 Schéma fonctionnel d'un capteur de gaz semi conducteur

Dans ce qui suit, nous détaillons quelques points importants à prendre en compte pour comprendre ce qui se passe lorsqu'un oxyde métallique est mis en contact avec un environnement gazeux.

3.3.1. Conductivité du SnO₂

La conductivité d'un semi-conducteur est définie par l'équation suivante :

$$\sigma = q(n\mu_n + p\mu_p) \quad (1.3)$$

Où

q : est la charge de Coulomb,

n et p les concentrations en électrons libres et en trous,

μ_n et μ_p : la mobilité des électrons et des trous.

Le dioxyde d'étain est un semi-conducteur extrinsèque de conductivité de type n (les porteurs électroniques majoritaires sont les électrons). Le nombre d'électrons libres est très supérieur à celui de trous. Sa conductivité peut donc s'écrire :

$$\sigma \approx qn\mu_n \quad (1.4)$$

Comme dans tous les semi-conducteurs, l'augmentation de la température entraîne un passage des électrons de la bande de valence vers la bande de conduction. Le nombre de porteurs de charges libres croît de façon exponentielle avec la température. D'autre part, la conductivité de SnO₂ dépend également de la morphologie de la couche sensible (conduction dans les grains et aux joints de grains, état de surface...) [13].

3.3.2. Interaction gaz-solide

Les interactions gaz- solide peuvent être classées en quatre catégories.

- **Les chocs** entre les molécules gazeuses et le solide : le matériau est insensible au gaz dans ce type d'interaction.

- **L'adsorption** : il y a fixation d'une fraction de la phase gazeuse sur la surface du solide. On peut subdiviser l'adsorption en deux catégories : la physisorption, dans laquelle les forces d'attraction entre les molécules de gaz et le solide sont des forces physiques du type Van Der Waals, et la chimisorption, dans laquelle les forces de liaisons mettent en jeu un transfert de charge entre l'adsorbat et l'adsorbant.

- **La réaction** : adsorption du gaz dans le solide suivie d'une réaction qui crée un nouveau matériau.

- **La désorption** : l'adsorption des molécules gazeuses est suivie de la création d'une espèce gazeuse.

3.3.3. Rôle de l'oxygène et principe de détection

L'oxygène joue un rôle primordial dans la détection des gaz par les oxydes métalliques. Les molécules d'oxygène peuvent être adsorbées à la surface d'un oxyde métallique lorsque celui-ci est mis en contact avec l'oxygène selon les réactions suivantes [13]:

- Adsorption physique de l'oxygène :



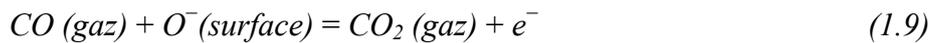
- Adsorption chimique de l'oxygène :



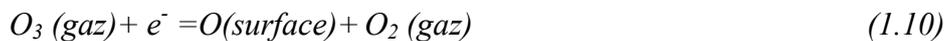
- Dissociation de l'oxygène :



L'adsorption chimique de l'oxygène à la surface du SnO₂ conduit à un transfert des électrons libres du réseau vers les molécules adsorbées. Il résulte donc une diminution de la conductivité électrique. Quand le SnO₂ est exposé à des gaz autres que l'oxygène présent dans l'air, il peut y avoir une réaction chimique avec les espèces préadsorbées, notamment les espèces oxygénées. Les réactions qui ont lieu sont essentiellement des réactions d'oxydoréduction. Par exemple, pour un gaz réducteur comme CO, la réaction suivante se produit :



Dans ce cas, le nombre des porteurs majoritaires augmente, ce qui conduit à une augmentation de la conductivité électrique. Inversement, pour un gaz oxydant comme O₃, la réaction suivante se produit :



Le nombre de porteurs majoritaires diminue ce qui conduit à une diminution de la conductivité électrique. La variation de la résistance du capteur à base d'oxyde métallique en fonction de la concentration de gaz est décrite par la formule suivante :

$$R = K.[C]^\alpha \quad (1.11)$$

Où :

K et α : sont des constantes.

$[C]$: la concentration d'un gaz dans l'air.

Selon la nature du matériau de la couche sensible, de sa structure et du gaz, la valeur de α est comprise entre 0,2 et 0,8.

3.4 Performances d'un capteur de gaz

Plusieurs critères peuvent être généralement pris en compte pour définir les performances d'un capteur. L'importance des uns par rapport aux autres dépend logiquement de l'application qui est visée. Les auteurs définissent souvent les performances d'un capteur de gaz par « la règle des 3S » (Sensibilité, Stabilité, Sélectivité). Les caractéristiques présentées ci-dessous sont utilisées pour évaluer les performances des capteurs de gaz.

3.4.1 Sensibilité

La sensibilité, par définition, est le rapport de la variation de la réponse électrique du capteur à celle de la concentration du gaz :

$$S = \frac{\Delta R}{\Delta [C_{gaz}]} \quad (1.2)$$

Cependant, dans le domaine des capteurs MOX, on utilise parfois d'autres paramètres pour traduire la sensibilité du capteur.

R_s/R_o sensibilité relative.

$(R_s - R_o)/R_o$ sensibilité fractionnelle.

$\ln(R_s/R_o)$ sensibilité logarithmique.

Les indices s et o correspondent respectivement à la mesure sous gaz et sous air [13]

Quelle que soit la définition utilisée, plus la valeur du paramètre est grande, mieux le capteur réagit au gaz. Actuellement, les capteurs de gaz sont suffisamment sensibles.

3.4.2. Stabilité

Ce paramètre est utilisé pour caractériser la dérive du signal du capteur dans le temps. Il existe un vieillissement du capteur, ce qui limite son utilisation à long terme. L'instabilité peut être considérée comme une source supplémentaire d'incertitude, d'autant plus grande que la durée d'utilisation du capteur sera grande. Différentes solutions sont proposées pour y remédier, notamment par un traitement préalable de la couche sensible [14].

3.4.3. Sélectivité

La sélectivité est définie comme étant la capacité d'un capteur à répondre à un certain gaz en présence des gaz interférents. C'est le paramètre le plus important car le capteur est souvent utilisé pour détecter un gaz dans une atmosphère contenant plusieurs gaz.

Actuellement, les capteurs à base d'oxydes métalliques souffrent d'un manque important de sélectivité et de nombreuses méthodes sont étudiées pour résoudre ce problème.

3.4.4. Température de fonctionnement

Le processus d'adsorption et de désorption des molécules de gaz à la surface du capteur dépend fortement de sa température de fonctionnement. Afin de garantir une bonne réversibilité des phénomènes d'adsorption et de désorption, les capteurs MOX fonctionnent à température élevée, typiquement entre 300°C et 500°C. La réduction de la température de fonctionnement entraîne une diminution de la puissance électrique consommée. Dans ce but, des recherches sur des capteurs fonctionnant à des températures plus basses ou à température ambiante sont en cours.

3.4.5. Temps de réponse

Il exprime le temps nécessaire que met la valeur de sortie du capteur pour se stabiliser lorsque les conditions de mesure varient brutalement d'un état à un autre. Le temps de réponse est pris entre 10% et 90% de la valeur stabilisée. Dans le cas des capteurs de gaz, cette valeur dépend essentiellement de la cinétique des réactions chimiques mises en jeu. Il est à noter qu'il est souvent très difficile d'estimer ce temps sans prendre en compte celui du banc de caractérisation qui peut être soit plus petit, soit équivalent, soit bien plus important suivant les conditions de mesure.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principales techniques d'analyse des gaz. Certaines techniques telles que la chromatographie en phase gazeuse et la spectrométrie de masse sont très performantes. Cependant, elles sont complexes à mettre en œuvre et coûteuses. En ce qui concerne les capteurs, les principaux critères permettant d'établir un choix pour une application précise viennent essentiellement de leur sensibilité au gaz à détecter. De plus, leur sensibilité à l'humidité doit être minimale pour des applications concernant des substances naturelles ou environnementales. D'autre part, les capteurs à base d'oxydes métalliques sont de plus en plus utilisés. Leurs performances sont moindres que celles des techniques d'analyse classiques mais elles sont suffisantes pour certaines applications. Leur fabrication est compatible avec la microélectronique, ce qui permet leur miniaturisation et une production de masse. Jusqu'à présent, ces microcapteurs sont utilisés comme détecteurs seulement. Afin de pouvoir réaliser des analyses qualitative et quantitative avec ces capteurs, il faut améliorer leurs performances, en particulier leur sélectivité. Dans le

chapitre suivant, nous présenterons les solutions actuellement étudiées pour pallier ce problème.

Chapitre II : Méthodes d'Amélioration de sélectivité des capteurs MOX

Introduction

Depuis une vingtaine d'années, il existe un véritable challenge entre les chercheurs dans le but d'améliorer la sélectivité des capteurs MOX. De nombreuses méthodes sont étudiées. Elles sont classées en quatre groupes [15-17].

- Modification de la couche sensible : utilisation de filtres, de catalyseurs ou de dopants dans la couche sensible.
- Stratégies de mesure: signal statique ou dynamique, mesure de bruit.
- Modulation de la température des capteurs.
- Matrice de capteurs : approche consistant à utiliser plusieurs capteurs et des méthodes de reconnaissance de forme.

Dans ce chapitre, nous décrirons quelques méthodes utilisées pour améliorer la sélectivité. Nous étudierons en détail l'approche matrice de capteurs que nous utiliserons ensuite dans notre travail. L'état de l'art sur l'utilisation de cette approche complètera ce chapitre.

1. Modification de la couche sensible

1.1. Dopage de la couche sensible

On ajoute une quantité faible de métaux catalytiques dans la couche sensible du capteur. Ces métaux jouent le rôle de sensibilisateur, ou d'activateur, qui ont pour but d'améliorer la sensibilité et la sélectivité vis-à-vis de certains gaz ou de diminuer la température de fonctionnement du capteur. On parle en général de dopage. La présence des métaux modifie la structure de la couche sensible et par conséquent, sa réponse aux gaz. Les métaux les plus utilisés sont le palladium, le platine, l'indium, le ruthénium ou les oxydes métalliques [18-30].

En présence d'une faible quantité de métaux nobles, la morphologie de la couche (taille de grain, rugosité...) est modifiée et la sensibilité du capteur est améliorée [19-22]. Par l'ajout de 0,42 % de ruthénium au SnO₂ on obtient un capteur très sensible aux hydrocarbures (GPL) en présence des gaz interférents. [23]. Un capteur proposé très sensible à l'éthanol en ajoutant du Pt au SnO₂. Ce capteur possède une sensibilité 55 fois plus grande que celle d'un capteur commercial en présence de 1000 ppm d'éthanol. [26]

Par l'ajout d'un matériau à la couche sensible, le capteur ne répond pas à un seul gaz mais il est beaucoup plus sensible à un gaz donné qu'aux gaz interférents. Cette méthode permet d'obtenir une sélectivité partielle.

1.2. Filtres physique et chimique

L'utilisation d'une couche supplémentaire peut améliorer de façon notable la sélectivité des capteurs. Le rôle de la couche supplémentaire (membrane) consiste à bloquer ou à modifier les gaz interférents avant qu'ils n'atteignent la couche sensible. En fonction de l'interaction entre les gaz et la membrane, on peut classer ces membranes en deux sous groupes

- Les filtres physiques (tamis moléculaires) : il n'y a pas de réaction chimique entre les gaz et le filtre. Un filtre déposé à la surface de la couche sensible a pour but d'empêcher les molécules gazeuses de taille importante d'atteindre la couche sensible. Le filtre effectue seulement une opération de tamisage. Les matériaux utilisés pour réaliser le filtre sont souvent SiO_2 , Al_2O_3 ou des zéolites [31-35].
- Les filtres chimiques (catalyseurs) : il y a une activité catalytique entre les gaz et le filtre. Une couche supplémentaire déposée sur la surface de la couche sensible. Dans ce cas, les filtres réagissent avec le gaz à détecter. Les matériaux utilisés possèdent une activité catalytique vis-à-vis des gaz. la figure II.1 présente un exemple d'utilisation d'un filtre chimique.

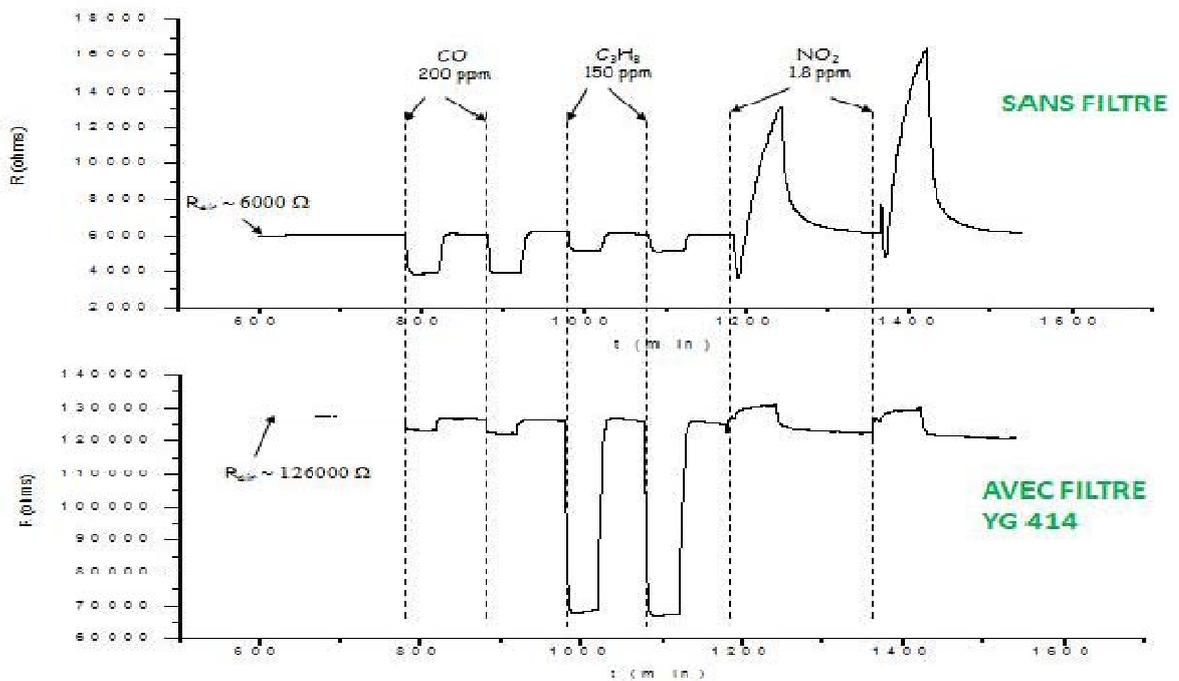


Figure II.1 Exemple d'utilisation d'un filtre mésoporeux sur un capteur à base de SnO_2 [30].

Cette voie est la plus intéressante pour améliorer la sélectivité d'un capteur de gaz à base d'oxyde métallique. Elle permet d'agir directement sur les gaz en contacts avec la couche sensible et non plus sur les mécanismes de détection comme les dopants.

1.3. Autres matériaux sensibles

Malgré un nombre important d'oxydes métalliques étudiés pour la détection de gaz, le SnO₂ est quasiment le seul utilisé dans les capteurs commerciaux.

Les performances d'un capteur de gaz peuvent être améliorées en utilisant d'autres matériaux sensibles ou d'autres principes de détection [36-39].

2. Stratégies de mesure

2.1. Réponses statique et transitoire

Le rapport de la résistance du capteur sous air à celle sous gaz est le paramètre le plus utilisé pour caractériser les capteurs. Ce paramètre représente la réponse statique du capteur car la résistance sous gaz est mesurée après la phase transitoire, lorsque la réponse du capteur est stable. Pour prendre en compte la cinétique de la réponse des capteurs, l'utilisation des paramètres transitoires est nécessaire. Le paramètre le plus couramment utilisé est le temps de réponse [40,41]. La figure II.2 montre les courbes de réponses des quelles sont extraits les paramètres statiques $\Delta G(\infty)$ et les paramètres transitoires Tr [42]. Les auteurs montrent que l'utilisation du paramètre transitoire, ou temps de montée, améliore la classification par rapport à l'utilisation du paramètre statique [42,45].

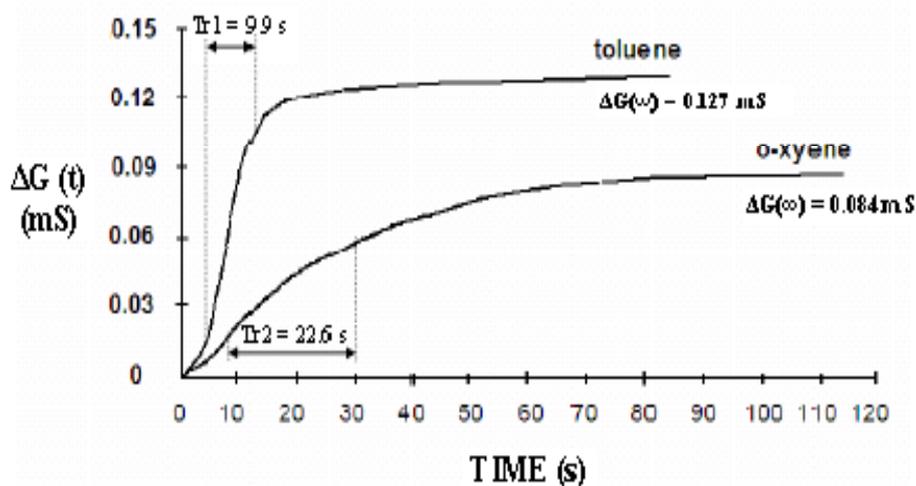


Figure II.2: Réponses d'un capteur Figaro à l'oxygène et au toluène, avec la définition des paramètres statique et transitoire [42]

2.2. Modulation thermique

La plupart des capteurs commerciaux sont utilisés à une température constante. Ainsi, pour chaque capteur exposé à un gaz, on a une mesure à la température de fonctionnement choisie. La sensibilité des capteurs MOX dépendant fortement de la température de fonctionnement du capteur [46-49], au lieu de travailler en isotherme, il est plus intéressant de faire fonctionner les capteurs à différentes températures. En effet, un capteur fonctionnant à différentes températures se comporte comme plusieurs capteurs utilisés à une température constante. Depuis quelques années, il a été montré que la modulation de la température améliore considérablement la sélectivité. Une synthèse, récapitulant les différents travaux effectués sur cette méthode [49]. Les différentes méthodes de modulation de température peuvent être classées en trois catégories.

- Température « pulsée » : les capteurs sont chauffés à une température élevée pendant un temps court, de l'ordre de quelques millisecondes et on exploite la réponse transitoire du capteur [50-51]. Selon cette méthode, on peut distinguer plusieurs gaz (méthane, n-butane, monoxyde de carbone et hydrogène) [52].
- Modulation de la température avec un signal de chauffage de forme particulière : triangulaire, rectangulaire, en dents de scie ou sinusoïdale [49, 53-58]. Les microcapteurs en couches minces avec un chauffage intégré ont une inertie thermique faible et sont adaptés à ce type d'utilisation [59]. La fréquence du signal de modulation doit être choisie en adéquation avec la cinétique de réponse des capteurs.
- Fonctionnement par paliers de température : on programme différents paliers de chauffage. L'objectif de cette opération est double : rechercher la température de fonctionnement optimale pour chaque capteur et obtenir une sélectivité partielle pour un gaz à une température donnée [49, 60]. On peut travailler soit avec des paliers de température, soit avec une variation de température suffisamment lente.

2.3. Analyse du bruit d'absorption et de désorption des capteurs

L'analyse de bruit d'un capteur est une nouvelle technique utilisée pour améliorer la sélectivité des capteurs de gaz. Il a été montré qu'il existe des informations liées à la nature de gaz absorbé en étudiant le bruit généré. [61] Cette méthode révèle des résultats prometteurs pour l'amélioration de la sélectivité [62-65].

3. Système multicapteurs ou nez électronique

Introduction

Le terme de nez électronique (*electronic nose*) apparaît pour la première fois dans les années 80 [66]. Plusieurs définitions du terme existent mais la suivante est communément utilisée : « Un nez électronique est un instrument composé d'une matrice de capteurs chimiques électroniques partiellement spécifiques et des systèmes de reconnaissance de forme appropriés, capable de reconnaître des odeurs simples ou complexes » [67].

L'idée de base des nez électroniques consiste à imiter le principe de fonctionnement du système olfactif humain. La figure I.3, inspirée de [68-69], présente des similitudes entre le nez humain et le nez électronique. Le système olfactif humain est composé de trois éléments principaux qui sont les récepteurs olfactifs, le bulbe olfactif et le cortex olfactif. Par analogie, ces trois éléments forment la base des nez électroniques dans lesquels on a respectivement une matrice de capteurs, un système de mesure et un système approprié de reconnaissance de forme. Les performances entre les deux types de nez sont cependant incomparables. Si le nez humain est capable de distinguer plusieurs milliers d'odeurs, le nez électronique ne peut en déceler qu'une dizaine. La sensibilité du nez humain est au-dessous du ppb tandis que celle des nez électronique est de l'ordre du ppm.

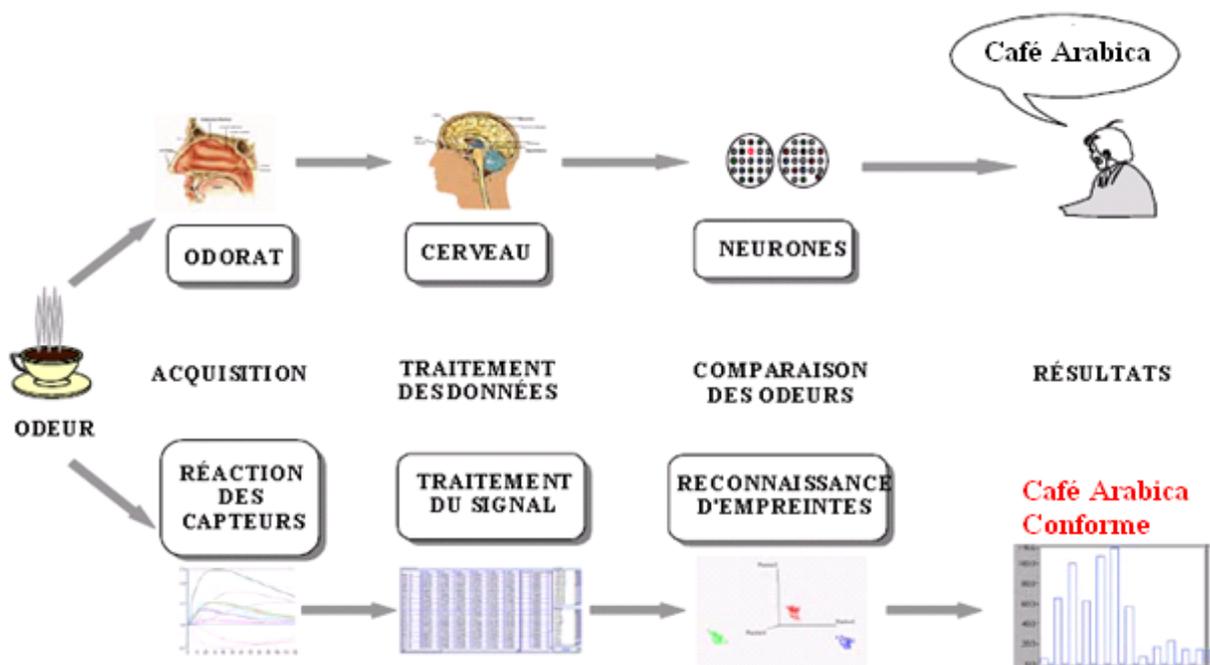


Figure II.3 : Comparaison entre le nez humain et le nez électronique

3.1. Principe de fonctionnement

Dans le nez humain, lorsqu'une molécule est détectée par les récepteurs (constitués par une protéine réceptrice), un signal électrique est transmis jusqu'au bulbe olfactif. Le signal électrique est ensuite transmis vers le cortex olfactif qui décode les signaux reçus.

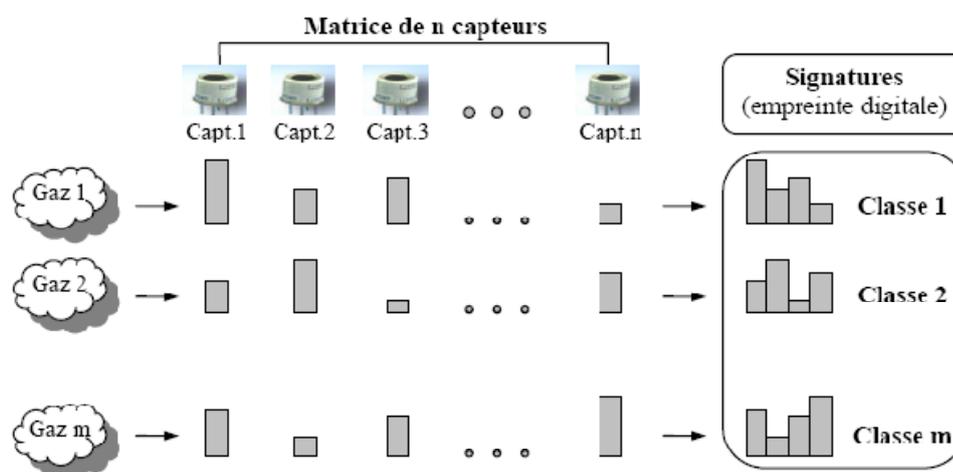


Figure II.4 : Principe de fonctionnement du nez électronique [14].

Une matrice de capteurs chimiques joue un rôle comparable à celui des protéines réceptrices. Pour chaque gaz, chaque capteur donne une réponse caractéristique. L'ensemble de ces réponses constitue une signature (ou *empreinte digitale*) d'un gaz donné. On a ainsi autant de signatures que de gaz. L'ensemble des signatures constitue une base de données. Les méthodes de traitement des données permettent de regrouper les gaz dans des classes différentes.

3.2. Analyse multivariable

Les méthodes d'analyse multivariable étaient, au départ, essentiellement appliquées à l'analyse chimique. Depuis, cette technique s'est largement développée et elle est utilisée dans différents domaines tels que la chimie, les statistiques et l'informatique. Cette discipline porte plusieurs noms : analyse multivariable ou multivariée (*multivariate analysis*), reconnaissance de forme au sens large (*pattern recognition*) ou encore chimiométrie (*chemometrics*).

Avec un système multicapteurs, on dispose généralement d'un ensemble de données facilement mesurables (variables Y) et d'un ensemble de données inconnues (variables X). Les variables X sont les grandeurs physiques que l'on veut déterminer, qui peuvent être qualitatives (nature du gaz) ou quantitatives (concentrations de gaz). Les variables Y sont les

réponses électriques des capteurs liées aux gaz (résistance, conductance, sensibilité...). La méthodologie de l'analyse multivariable appliquée à l'analyse de gaz comprend deux étapes [70]. Ces deux étapes sont présentées à la figure II.5.

- **L'apprentissage** (ou étalonnage) : cette étape est souvent réalisée au laboratoire. Elle consiste à construire le modèle de prédiction (appelé également prédicteur) en utilisant des données X connues indépendamment de la réponse des capteurs et les données Y mesurées correspondantes.

- **La prédiction** (ou validation) : dans cette étape, seules les variables Y sont mesurées. Les variables X sont calculées par le modèle construit dans l'étape d'apprentissage.

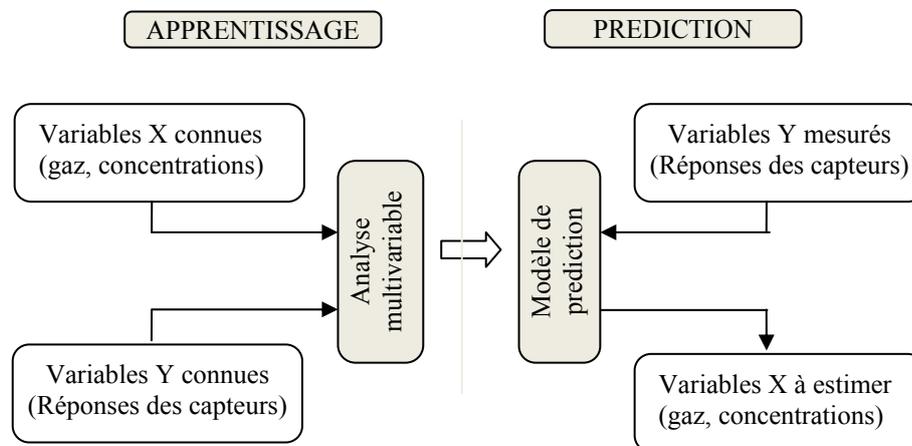


Figure II.5 : Méthodologie de l'analyse multivariable

Les variables X et Y sont souvent d'ordres de grandeur différents. Des méthodes de prétraitement de données, appliquées avant les étapes d'apprentissage et de prédiction, sont donc nécessaires. Les deux méthodes classiques souvent utilisées sont le centrage et la normalisation.

- **Centrage**

Cette procédure consiste à centrer les observations en retranchant la moyenne de chaque variable, selon l'équation suivante

$$X'_{ij} = X_{ij} - \bar{X}_j \quad (II.1)$$

où x_{ij} est l'observation centrée de la $i^{\text{ème}}$ observation pour le $j^{\text{ème}}$ variable et x_j est la moyenne de la $j^{\text{ème}}$ variable. Cette procédure permet d'éliminer le décalage des données. Ceci revient à placer l'origine des axes du nuage des points au centre de gravité du nuage.

• **Normalisation**

Cette méthode permet de donner la même variance à toutes les variables en normalisant la valeur de chaque variable par une approche qui consiste à normaliser les données entre [0, 1]. On applique la relation suivante :

$$X'_{ij} = \frac{X_{ij} - \min(X_{ij})}{\max(X_{ij}) - \min(X_{ij})} \text{ avec } 0 \leq X'_{ij} \leq 1 \quad (II.2)$$

où x'_{ij} est la réponse normalisée de la $i^{\text{ième}}$ observation et de la $j^{\text{ième}}$ variable

Il existe plusieurs méthodes de traitement de données multivariable utilisées dans les nez électroniques. Nous utilisons dans ce travail des outils d'analyse statistique et les réseaux de neurones comme outil de traitement.

3.2.1 La classification

La classification consiste à organiser un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble fini de classes selon un ou plusieurs critère(s) de classification à l'aide d'un classifieur.

Il existe de nombreuses méthodes de classification de données multidimensionnelles. La figure II.6 illustre le principe de la classification. Les données sont représentées par des points (vecteurs) dans un espace à n dimensions (dans l'exemple n=2). En sortie de la classification, on obtient m classes (ou familles) de points selon les critères donnés et le classifieur choisi (dans l'exemple, m=3).

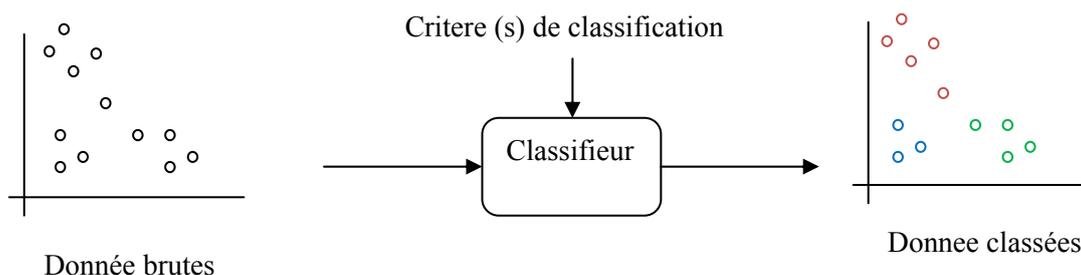


Figure. II.6: Principe de la classification.

3.2.1.1 Les différentes classifications

Parmi toutes les techniques de classification, on distingue :

- La classification **supervisée** dans laquelle un expert a fourni le modèle exact des classes à obtenir,

– La classification **non supervisée** dans laquelle le nombre de classes, inconnu a priori, est déduit directement des données.

On distingue ensuite :

– La classification **avec apprentissage** dans laquelle on entraîne le classifieur à l'aide d'un ensemble de données connues a priori. Cet entraînement a pour but d'adapter les sorties du classifieur en fonction des entrées qu'on lui impose.

– La classification **sans apprentissage** où le classifieur travaille directement sur les données sans aucune connaissance préalable.

On trouve enfin des méthodes de classification :

– **paramétriques** dans lesquelles on fournit un certain nombre de paramètres au classifieur qui vont influencer le résultat de la classification.

– **non-paramétriques** dans lesquelles le classifieur doit se débrouiller seul pour classer les données sans aide extérieure.

Dans le cas de la classification supervisée, un expert identifie les classes de données et on classe les données existantes parmi elles. Dans le cas non supervisé, les classes sont construites en fonction des données, selon l'algorithme de classification employé. Dans cette étude, on considère qu'on n'a aucune connaissance a priori sur les classes, on se trouve dans le cas non supervisé.

3.2.1.2 La classification non-supervisée

Nous souhaitons obtenir une classification automatique des gaz en familles similaires. On s'oriente donc vers une méthode non-supervisée : le regroupement (*clustering*) en familles similaires.

Les méthodes de regroupement (*clustering*) permettent de regrouper des valeurs multidimensionnelles en familles selon un critère de classification. Ces méthodes sont non-supervisées, c'est-à-dire que les familles obtenues sont déduites directement des données elles-mêmes, sans aucune connaissance particulière.

On distingue de nombreuses méthodes de regroupement, les trois principales familles de méthodes sont décrites ci-dessous, il s'agit :

– Les méthodes basées sur la **densité** des informations,

– Les techniques **hiérarchiques** de classification (ascendantes et descendantes),

– Les approches basées sur les **centres mobiles**.

Pour la classification des gaz et pour vérifier si un échantillon d'une réponse des capteurs appartient à un gaz nous utilisons un outil d'analyse statistique dite le coefficient de corrélation de Pearson, habituellement noté r . Ce coefficient, qui mesure la corrélation entre deux séries $X = x_i$; et $Y = y_i$; $1 \leq i \leq n_i$, est calculé au moyen de l'équation :

$$r = \frac{n_i \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{[n_i \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2][n_i \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]}} \quad (II.3)$$

r reflète le degré de proportionnalité entre les deux séries par une valeur comprise entre -1 et +1. Si toutes les valeurs de la première série sont strictement proportionnelles à celles de la seconde, r vaut +1 ou -1. Si les valeurs des deux séries ne présentent pas de corrélation, r est égal à zéro.

3.2.2 Réseaux de Neurones

Les Réseaux de Neurones peuvent être considérés comme un algorithme d'analyse multivariable. C'est en fait un modèle de comportement universel dans la mesure où il n'est plus nécessaire de faire d'hypothèse mathématique initiale. Seule la structure du réseau peut changer (nombre et taille des couches intermédiaires, fonctions de transfert).

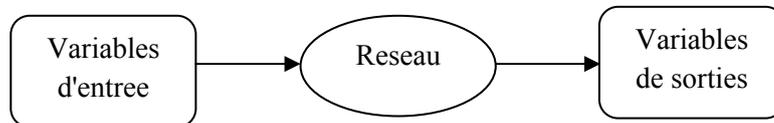


Figure II.7: Principe du réseau de neurones.

3.2.2.1 Structure du réseau de neurones,

Les neurones (ou cellules) sont des éléments computationnels interconnectés et organisés selon une architecture figée. Il existe plusieurs types de cellules et plusieurs types d'architectures. Quelques exemples sont montrés dans la Figure II.8. La plus simple de ces architectures est celle qui est constituée d'une cellule unique qui ne fournit qu'une sortie pour plusieurs entrées .

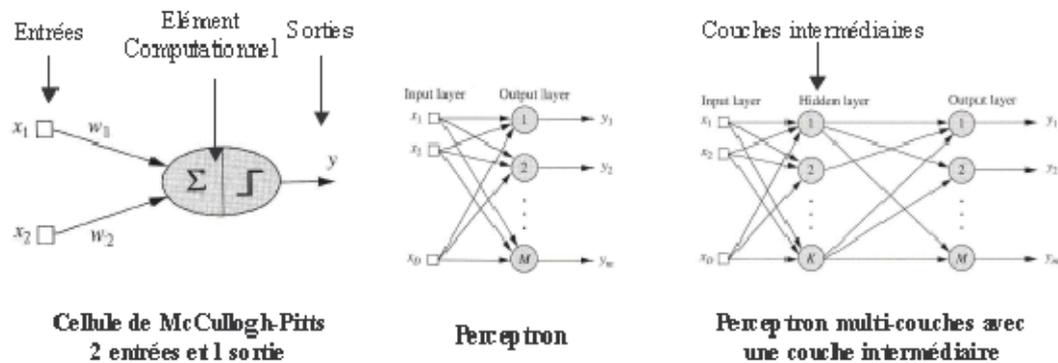


Figure II.8: Exemples d'architectures de réseaux de neurones [71].

Le Perceptron, architecture classiquement employée dans les réseaux de neurones, est une extension de la cellule de McCulloch et Pitts. Elle permet notamment d'obtenir plusieurs sorties. Pour obtenir des modèles plus complexes offrant des possibilités élargies de modélisation, il est possible d'ajouter à l'architecture classique du Perceptron une couche de neurones supplémentaire. Le système est alors appelé MLP (MultiLayer Perceptron). C'est ce type de configuration que nous utiliserons pour établir des modèles reliant les concentrations aux résistances. Chaque cellule est une combinaison linéaire de toutes les cellules de la couche précédente, les coefficients de la combinaison linéaire étant les coefficients synaptiques W_i . Un terme constant, le bias B_i peut aussi être ajouté.

L'information se propage des couches d'entrées vers les couches de sortie en transitant par d'éventuelles couches intermédiaires. Le résultat de la combinaison linéaire est transformé par une fonction de transfert déterminée par l'utilisateur. Plusieurs types de fonctions peuvent être utilisés en fonction de l'application choisie mais aussi en fonction du degré de non-linéarité, C'est cette fonction de transfert non linéaire qui va donner au réseau de neurones son caractère non linéaire. excepté, Adaline (Adaptatives Linear Systems) est une technique qui utilise comme fonction de transfert une fonction linéaire.

3.2.2.2 Apprentissage et généralisation

L'apprentissage est l'étape essentielle dans un Réseau de neurone. Lors de l'apprentissage (modification des poids des connexions), on cherche à minimiser une erreur, sur la base d'apprentissage, entre la sortie fournie et la sortie désirée. On espère ainsi minimiser une erreur sur un ensemble de généralisation, c'est à dire un ensemble de données inconnues du réseau. On peut arrêter l'apprentissage :

- quand l'erreur entre la sortie du réseau et la sortie désirée ne diminue plus ou diminue d'une façon non significative,

- après un certain nombre d'itérations fixé à priori,
- pour la classification lorsque le réseau classe correctement toutes les données.

Le problème de ces méthodes est le risque de sur-apprentissage ou d'apprentissage « par cœur », qui ne permet pas une bonne généralisation. Il est donc préférable de tester les capacités du réseau pendant la phase d'apprentissage et d'interrompre celle-ci lorsque l'erreur en généralisation se dégrade.

L'apprentissage ne donne aucune garantie de trouver le minimum global où le nombre d'exemples d'apprentissage joue un rôle fondamental dans l'existence des minima locaux (Figure II.9.) :

Si le nombre d'exemples est suffisant (beaucoup d'exemples par rapport au nombre de paramètres), le problème des minima locaux ne se pose pratiquement pas. Il suffit, d'effectuer quelques apprentissages avec des initialisations différentes des paramètres ;

Si le nombre d'exemples est insuffisant non seulement des minima locaux apparaissent, mais, de surcroît, le minimum global de la fonction de coût ne correspond pas forcément aux valeurs des paramètres recherchées ; il est donc inutile dans ce cas de mettre en œuvre des algorithmes coûteux pour chercher le minimum global.

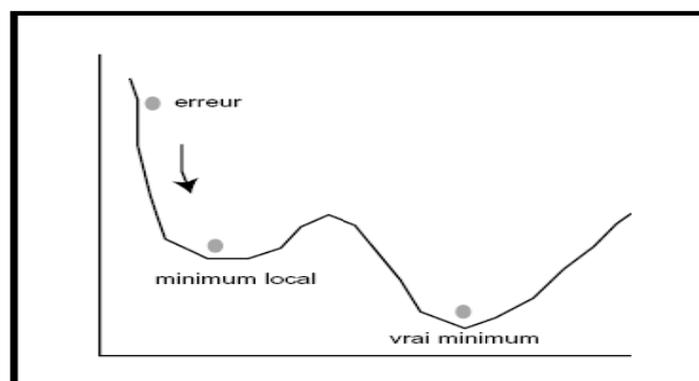


Figure II.9: Minimum local et vrai minimum

De même que pour toutes les méthodes d'analyse multivariable, l'analyse par réseau de neurones dispose de deux jeux de données qui sont les variables X et les variables Y.

Elle comporte deux étapes :

- **L'apprentissage** : le but est de trouver les coefficients qui minimisent l'erreur entre les variables X et les variables Y par la méthode des moindres carrés. Cette étape est réalisée

par approximations successives entre les sorties et les entrées. L'algorithme le plus utilisé est la rétropropagation (BP pour *backpropagation*).

• **La prédiction** : une fois que les coefficients synaptiques sont déterminés, c'est-à-dire le réseau a *appris*, le réseau est utilisé pour prédire la valeur des variables Y à partir de nouvelles variables X.

Afin de comparer les différents types de réseaux, on s'intéresse à la performance du réseau dans les deux cas suivants :

• Dans la classification, la performance du réseau est définie par le rapport du nombre de cas identifiés au nombre de cas présentés au réseau.

• Dans la quantification, elle est définie par la racine carrée de la moyenne des carrés des erreurs de prédiction (RMSEP pour *root mean square error of prediction*).

$$RMSEP = \sqrt{\sum_0^n \frac{(ci - cr)^2}{ni}} \quad (II.4)$$

Où

c_i et c_r : Sont respectivement les concentrations calculée et réelle

n : Est le nombre d'observations.

3.3 Etat de l'art

Un recueil d'articles concernant l'utilisation des nez électroniques pour l'analyse des gaz est présenté en annexe. Il regroupe des travaux publiés sur les dernières années. Dans ce qui suit, nous présentons une synthèse de ces travaux.

Les objectifs des travaux actuels sont la classification et/ou la quantification des gaz, des odeurs ou des saveurs.

La **classification** permet de discriminer (de classier) et d'identifier une ou plusieurs espèces seules ou dans un mélange à partir des informations fournies par les capteurs. Les performances de classification et d'identification d'un dispositif sont représentées par le rapport du nombre d'observations reconnues (classifiées) au nombre total d'observations. Les résultats de classification sont présentés sous forme graphique : les gaz à discriminer sont regroupés dans des zones distinctes. Les auteurs ont montré qu'avec une matrice de capteurs associée à une analyse multivariable, la classification est relativement facile à effectuer. On peut classer des gaz purs a de différentes concentrations [10-14, 72-74], ou des mélanges de gaz [75-85].

La **quantification** reste un problème difficile à résoudre avec les capteurs à base d'oxyde métallique. Cette difficulté est due principalement à la dérive du signal en fonction du temps et à la réponse nonlinéaire des capteurs. L'utilisation d'une matrice de capteurs permet de mesurer la concentration de gaz purs [10-14, 72-74], ou en mélanges de gaz [75-85].

Il faut enfin noter que la plupart des auteurs effectuent à la fois la classification et la quantification des gaz. L'étape de classification peut être utilisée comme étape préliminaire avant la quantification.

Conclusion

Le manque de sélectivité aux gaz est l'inconvénient majeur des capteurs à base d'oxydes métalliques. Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu des méthodes utilisées pour améliorer leur sélectivité. Les méthodes intervenant sur le matériau sensible du capteur telles que le dopage de la couche sensible ou l'utilisation de filtres physique et chimique permettent d'améliorer la sélectivité du capteur à un nombre limité de gaz. La mesure de la réponse transitoire, la modulation de la température des capteurs ou la mesure du bruit d'absorption permettent également d'améliorer la sélectivité du capteur.

Depuis une vingtaine d'années, une autre approche basée sur l'association de plusieurs capteurs est la plus prometteuse. Nous avons présenté le principe de fonctionnement des nez électroniques et les méthodes d'analyse multivariable, en particulier les réseaux de neurones artificiels que nous utiliserons dans nos études. Nous avons également présenté un état de l'art sur les systèmes multicapteurs utilisés dans le but d'améliorer la sélectivité.

Nous constatons que les techniques physiques pouvant améliorer la détection font appel à des compétences de chimie. Ainsi, dans les chapitres qui suivent nous allons centrer notre activité sur le développement du traitement des données pour une utilisation optimale du capteur sachant que les améliorations que nous avons apporté peuvent s'appliquer à tout type de capteur.

***CHAPITRE.III. Modélisation et correction de la
réponse du capteur TGS822***

Introduction

Par définition, la sélectivité est l'aptitude du capteur à distinguer un gaz donné en présence des gaz interférents. Si le capteur ne répond qu'à un seul gaz donné, nous parlons de sélectivité absolue. Par contre, si le capteur est plus sensible à un gaz par rapport à d'autres gaz, nous parlons alors de sélectivité partielle (ou sélectivité relative). Le manque de sélectivité aux gaz est l'inconvénient majeur des capteurs à base d'oxydes métalliques, qui s'explique par le fait que ces capteurs répondent de manière comparable à tous les gaz réducteurs et à tous les gaz oxydants.

La non linéarité, la dépendance en température et en humidité, et le manque de sélectivité des capteurs de gaz à base d'oxyde métallique limitent leurs utilisations. L'exploitation de ce type de capteur dans un milieu dynamique nécessite alors, l'association d'un circuit de conditionnement et un autre circuit de correction en temps réel afin d'obtenir une réponse linéaire complètement indépendante de la température, et de l'humidité. Ainsi le conditionnement du signal se fait par l'association d'un dispositif de transmission adapté qui permet l'exploitation des informations fournies par le capteur.

Depuis une vingtaine d'années, il existe un véritable challenge entre les chercheurs dans le but d'améliorer la sélectivité des capteurs MOX.

Plusieurs auteurs ont employés des méthodes intervenant sur le matériau sensible du capteur telles que le dopage de la couche sensible ou l'utilisation de filtres physique et chimique permettant d'améliorer la sélectivité du capteur à un nombre limité de gaz. D'autres ont exploité la mesure de la réponse transitoire, la modulation de la température des capteurs ou la mesure du bruit d'absorption permettant également d'améliorer la sélectivité du capteur.

Une autre approche basée sur l'association de plusieurs capteurs, appeler *nez électronique* consistant à utiliser plusieurs capteurs et des méthodes de reconnaissance de forme.

L'objectif visé dans cette partie est donc, étant donné que la sélectivité des capteurs n'est pas absolue, est de proposer deux méthodes différentes des systèmes multicapteurs on utilisant des réseaux de neurones dans le but d'améliorer la sélectivité de détection des gaz. Cependant avant cela nous commençant par une conception des modèles pour les capteurs à utiliser, suivi d'une conception de leurs correcteurs.

1 Etat de l'art

Nous avons résumé les paramètres d'entrées d'un capteur de gaz à base d'oxyde métallique sur la Figure III.1. Ils sont listés en fonction des blocs fonctionnels du capteur (Gaz, Réception, Transduction, Chauffage et Sortie).

ENTREES

- Nature des gaz
 - Concentration des gaz
 - Température des gaz
 - Humidité
 - Pression
 - Flux ou débit
-
- Nature et nombre des sites d'adsorptions (surface spécifique gaz/couche)
 - Dynamique d'adsorption
 - Etat de surface
 - Quantité et nature des molécules adsorbées
 - Réaction de surface
 - Morphologie de la couche (épaisseur, porosité, tortuosité, ...)
 - Caractéristiques physiques (mobilité, concentration des porteurs, ...)
 - Mécanisme de conduction (barrière, diffusion, canal large, ...)
 - Température de la couche
 - Temps
 - Dérive

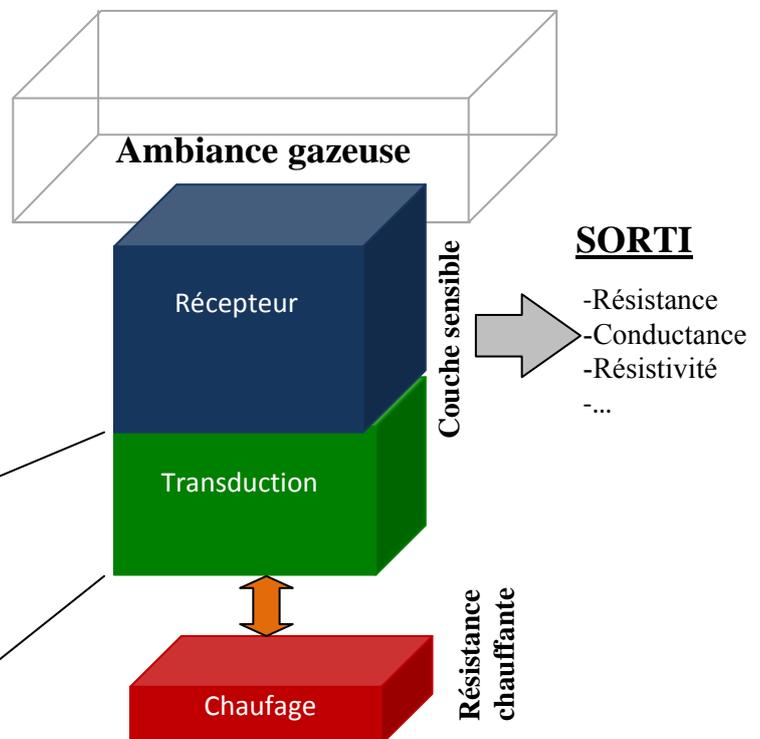


Figure III.1: Liste des paramètres d'influence principaux d'un capteur MOX. [12]

Une modélisation d'un capteur de gaz à base d'oxyde métallique consiste à lier certains de ces paramètres d'entrées avec ceux de sorties. Un modèle complet doit intégrer un très grand nombre de paramètres d'entrées. Cette complexité souligne la difficulté de modéliser les capteurs de gaz à base d'oxyde métallique et la non-existence d'un modèle général reconnu.

Un modèle comportemental peut avoir deux rôles :

Prédiction ; le modèle permet de connaître la valeur de la réponse du capteur en fonction des valeurs d'entrée.

Identification ; à partir de la valeur de la sortie, on identifie une ou plusieurs entrées présentes dans le modèle.

A la vue du grand nombre de paramètres d'entrées existant (Figure III.1), il apparaît évident que l'exercice de modélisation est aussi très difficile. En effet, il n'existe pas de modèle général (universel) comme l'illustre le Tableau III.1

Tableau III.1 Principaux modèles des capteurs de gaz à base de semi-conducteur [12].

| Modèle | Entrée(s) | Sortie(s) | Commentaires | Ref |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------|
| $\sigma = e \times n \times \mu_n \times \left(1 + \frac{n_i^2 \times \mu_p}{n^2 \times \mu_n} \right)$ | Paramètres intrinsèques (n_i , μ_n , μ_p) et le nombre n d'électrons en surface | conductivité | Modèle classique, pour un matériau compact. Pas de temps ni de température pris en compte. Le nombre n peut ensuite être relié à la chimie de surface. | [86] |
| $S = 1 + \frac{a \times C_{gaz}}{L \sqrt{k/D_k}} \times \tanh \left(L \sqrt{\frac{k}{D_k}} \right)$ | longueur de Debye et D_k coefficient de diffusion de Knudsen | Résistance | La réponse est exprimée en fonction des paramètres géométriques et de paramètres liés au gaz étudié. | [87] |
| $G(T, V_s) = G_0' \times T^{-2/2} \exp \left(\frac{-N_s^{(2)}}{T} \right) + G_C$ | Température, concentration d'électrons en surface | Conductance | La chimie de surface est exprimée au travers de la barrière de surface V_S . | [88] |
| $\frac{R(t)}{R(0)} = \exp \left(Z \times \theta_{A0}^2 \left(\left(1 - \frac{q\eta}{\theta_{A0}} \frac{1 - \exp(-t/\tau)}{1 - q/p \times \exp(-t/\tau)} \right)^2 - 1 \right) \right)$ | Adsorption en surface et constante de temps | Résistance | Modèle avec le temps | [89] |
| $G = g q \mu_s N_d \exp \left(\frac{-q V_s}{kT} \right)$ | Paramètres intrinsèques et barrière de surface | Conductance | Modèle sans le temps. | [90] |
| $G = e \times \mu_n \times \frac{\sigma}{Z} \times (n_0 + \delta_n) \text{ et } S_{\delta\sigma}(f) \propto S_{\delta n}(f)$ | La conductance est reliée à des paramètres géométriques et aux concentrations d'électrons à l'équilibre (n_0) et dû aux réactions de surface (δn). On étudie ici le bruit de mesure du matériau et on définit la densité | | Ce papier porte sur la modélisation du bruit dans un capteur de gaz. La formule de la conductivité est classique mais le raisonnement et les formules de spectres appliqués à nos capteurs sont originaux. | [91] |

| | | | |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----------|
| | spectrale de puissance de la conductance proportionnelle à celle des variations d'électrons en surface | | |
| $\sigma(\delta, T) = n\epsilon\mu \times \exp(-\beta\delta) \times \exp\left(\frac{-E_A}{RT}\right)$ avec $E_A = \frac{e^2}{8\pi\epsilon\epsilon_0} \left(\frac{1}{r} - \frac{1}{r+\delta}\right)$ | La conductivité est reliée à la température T et à la distance δ entre les particules de SnO2. L'influence de la température est une loi Arrhenius avec EA activation de la conductivité, la distance entre les particules est une loi de type effet tunnel | Une étude intéressante sur l'influence de l'espacement des grains dans le matériau sur sa conductivité. | [92] |
| $\Delta G(t) = 2^m S C_0^m \left[\sum_{n=0}^{\infty} (-1)^n \operatorname{erfc}\left(\frac{(2n+1)L}{2\sqrt{Dt}}\right) \right]^m$ | Modèle temporel pour un capteur de gaz à capillaire (Capillary-attached Gas Sensor). La modification de conductance est liée à la diffusion D du gaz dans le capillaire avec des constantes expérimentales. | Modèle non directement lié à nos capteurs mais utilisant une loi de diffusion d'un gaz dans un matériau (fonction erreur complémentaire). | [93] |
| $G(T, N_S) = G_0 \exp\left(-\frac{q^2 N_S^2}{2\epsilon N_d kT}\right) + G_C$ | La conductance est reliée à la température et à la densité des états de surface NS (relatifs aux adsorbées). | Modèle sans le temps pour un film poreux, à large grains connectés par de petites surfaces | [94, 95] |
| $S = A_1 \frac{2dC^n}{D n_b} \exp\left[\frac{q^2}{2\epsilon_r \epsilon_0 k} \left(\frac{[O^-]^2}{[V_O]T}\right)_{avg}\right]$ | La sensibilité du MOX est liée à des paramètres géométriques (d, D), intrinsèques (nb, ϵ) et à la chimie de surface avec la concentration d'O ₂ et de lacunes V _O , de gaz. et T | Modèle générique pour les oxydes métalliques de type n, basé sur une vision « monocristal ». | [96] |

D'après les recherches faites, Il n'existe pas de modèle complet qui prenne en compte l'effet de la pression, de la température, du gaz et du temps. Ce serait une fonction beaucoup trop complexe et pas forcément universelle.

Nous avons ainsi une idée de la difficulté de coupler toutes les échelles pour modéliser un système complet. Chaque échelle présente de nouvelles difficultés et souvent des approximations sont nécessaires. Ceci explique l'utilisation de modèles comportementaux beaucoup plus simples

Dans ce chapitre, nous définirons les principales caractéristiques des capteurs à modéliser le TGSxx, et explorer la capacité des réseaux de neurones dans la modélisation. Nous allons exposer principalement un modèle à base de réseaux de neurones (modèle ANN) conçue à l'aide de Matlab. Ce modèle doit tenir compte de l'influence de la température, et de l'humidité sur sa réponse lorsque le capteur est placé dans un milieu dynamique. L'implantation du modèle ANN sur le simulateur ORCAD-PSPICE ainsi que les résultats de simulation obtenus sont également reportés. Le modèle conçu sur le simulateur servira à la simulation comportementale utilisée dans la partie II.

1 Modélisation du capteur à base des réseaux de neurones

Un modèle d'un processus est une description mathématique de son fonctionnement, qui permet de rendre compte des relations existantes entre ses entrées et ses sorties. Un modèle peut être utilisé soit pour simuler un processus, pour effectuer la synthèse d'une loi de commande, ou pour être incorporé dans un dispositif de commande.

On peut distinguer deux types de modèles en fonction de l'utilisation qui en est faite.

- modèle de connaissance. Ce type de modèle présente l'intérêt d'expliquer la nature des phénomènes qui interviennent dans le processus.
- modèle boîte noire, ou modèle de comportement, dont les paramètres peuvent être estimés par apprentissage. On utilise principalement ce type de modèles lorsque la nature des phénomènes intervenant dans le processus est inconnue, ou non descriptible de façon analytique.

Suivant la description mathématique obtenue, on distinguera également deux types de modèles :

- modèle statique : les équations mathématiques qui régissent le modèle sont algébriques.
- modèle dynamique : les équations mathématiques qui régissent le modèle sont des équations différentielles ou des équations aux différences récurrentes. [97].

1.1 Réseau de neurone

Grâce aux résultats théoriques et pratiques obtenus, les réseaux de neurones(ANN) sont devenus un outil de plus en plus utilisé dans divers domaines (industrie, banque, services). Du fait de leur aspect fortement multi variable et de leur forte non linéarité, (propriété d'approximation universelle et de parcimonie), ils sont utilisés en instrumentation pour modéliser des systèmes complexes. Les ANNs sont très efficaces pour des problèmes à caractère dynamique. De plus, les ANNs offrent l'avantage de la simplicité d'implantation et un temps de calcul relativement faible par rapport aux modèles numériques [97].

Dans sa forme générale, un réseau de neurones est une machine destinée à reproduire la manière dont le cerveau exécute une tâche. En statistique, il est employé pour traiter des problèmes difficilement abordables par des méthodes linéaires ou par des équations algébriques [98].

1.2 Les capteurs TGS de Figaro

Les capteurs TGS de Figaro sont des capteurs de gaz à base d'oxyde métallique à couche mince qui offrent une bonne sensibilité au gaz cible, une longue vie, et tout en utilisant un circuit électrique simple. Ces capteurs sont particulièrement convenus aux applications dans des détecteurs de fuite de gaz pour les gaz toxiques et explosifs.



Les capteurs de gaz TGS utilisent comme élément de sensation l'oxyde métallique le plus typique l'oxyde d'étain SnO_2 [99].

Les caractéristiques de ses capteurs sont présentées dans l'annexe A

1.3 Modélisation du capteur de gaz le TGS822

Pour concevoir le modèle ANN du capteur, en question, nous avons utilisé l'interface MATLAB au cours de la phase de conception et d'optimisation. Les résultats obtenus

(l'architecture optimale et les poids du réseau) sont utilisés pour l'implantation du modèle sur le simulateur ORCAD-PSPICE.

1.3.1 Le capteur TGS 822 de Figaro

L'élément de sensation des capteurs de gaz Figaro est le dioxyde d'Etain (SnO_2) qui a une basse conductivité en air propre, et en présence d'un gaz, la conductivité du capteur augmente selon la concentration du gaz dans l'air. Un simple circuit électrique peut convertir le changement de la conductivité en un signal de sortie qui correspond à la concentration du gaz.



Le TGS822 a une sensibilité élevée aux vapeurs des dissolvants organiques aussi bien que d'autres vapeurs volatiles, il est également sensible à une variété de gaz combustibles tels que l'oxyde de carbone. Le TGS822 a aussi une fiabilité sur une longue période, une longue vie, et à prix réduit en faisant de lui un bon capteur multi usage.

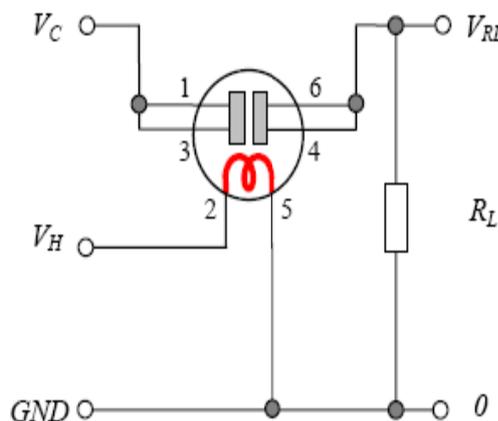


Figure III.2: Circuit de mesure de la résistance du capteur

La résistance R_s du capteur peut être calculée par la relation :

$$R_s = \left(\frac{V_c}{V_{RL}} - 1 \right) * R_L \quad (III.1)$$

1.3.2. Les étapes de modélisations

La modélisation par les réseaux de neurones de notre capteur, doit passer par l'enchaînement des étapes suivantes :

- a. Conception d'une base de données, (Base d'apprentissage et base de validation).

b. Choix d'un réseau de neurones et l'entraîné sur la base d'apprentissage avec un algorithme approprié.

c. Mesure de la performance du modèle obtenue avec la base de validation.

1.3.2.1 Conception d'une base de données

Comme nous l'avons mentionné, l'apprentissage d'un réseau de neurones nécessite une base de données assez représentative sur le domaine de fonctionnement. Le capteur TGS822, selon le « Résultats expérimentaux », détecte les gaz suivants (Méthane, CO, Isobutane, Ethanol, Propane, Benzène, Acétone), et travaille sur des gammes de :

- Humidité relative entre 35% et 100%
- Température entre -10 et 40°C
- Concentration entre 50 et 5000 ppm

Ce qui varie le rapport R_s/R_o de 0 à 40, R_s résistance du capteur, et R_o résistance du capteur à 300 ppm de l'Ethanol.

Les deux bases de données à concevoir doivent couvrir ce domaine de fonctionnement.

En se basant sur les « Résultats expérimentaux » du capteur, et en utilisant l'interface Matlab on a construit une base de données d'apprentissage composée de 3800 exemples, et une base de données de validation composée de 504 exemples, chaque exemple représente respectivement (S, H, T, Con, R_s/R_o) Où :

S: Sélection de la nature du gaz

H: L'humidité relative là où le capteur est placé, en (%),

T: La température de l'environnement où le capteur est placé, mesuré en (°C),

Con: Concentration du gaz à détecter, en (ppm)

R_s/R_o : Rapport de R_s résistance du capteur, et R_o résistance du capteur à 300 ppm de l'Ethanol, à 20°C, et à 65% de RH.

A l'aide de la base de données construite auparavant on a reproduit correctement (comparer aux Résultats expérimentaux) les caractéristiques du capteur TGS 822, Figure III.3, et Figure II.4

Notons que, d'une manière générale la base de validation doit être entre 10% et 25% de la base de données, suivant le problème étudié, et il est important de ne pas utiliser aucun

élément de la base de validation dans la base d'apprentissage. Cette base est réservée uniquement au test, et à la mesure de la performance

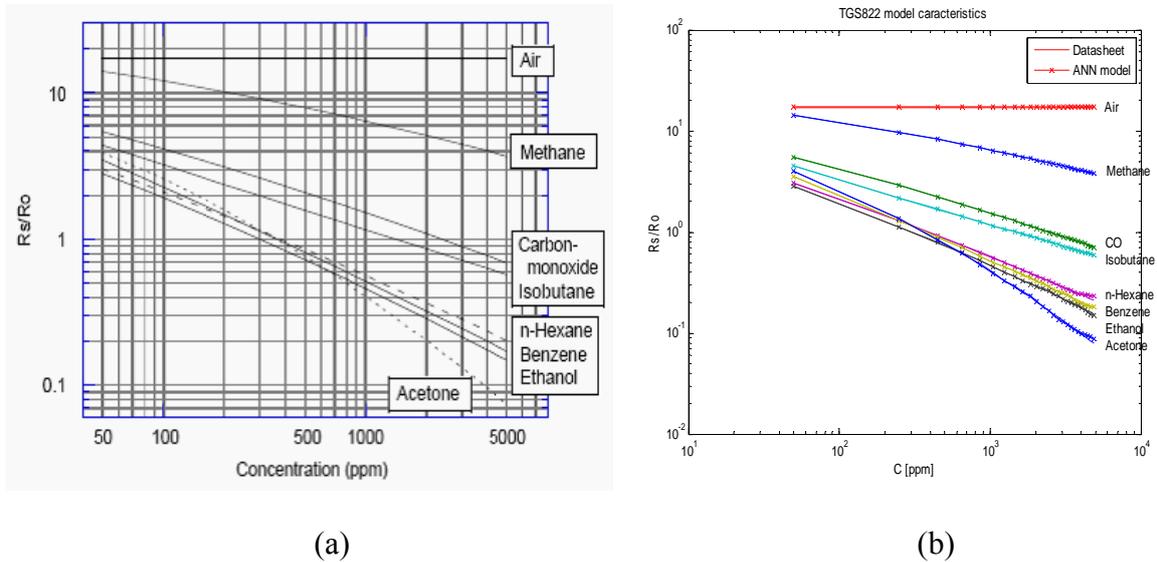


Figure III.3 Caractéristique typique de la sensibilité du TGS822: (a) Résultats expérimentaux [99]. (b) base de données

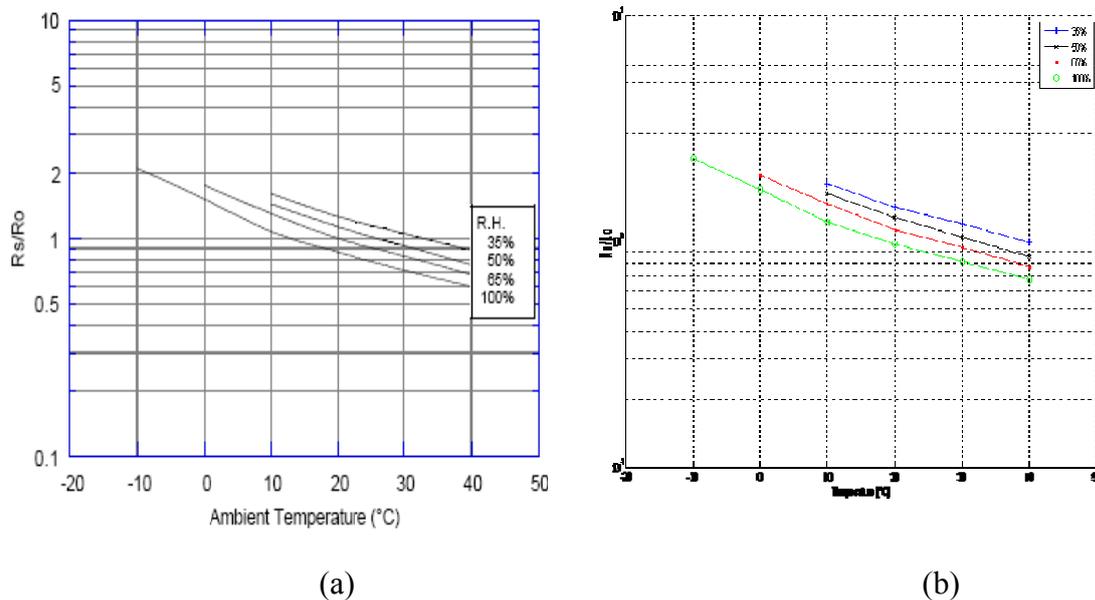


Figure III.4 Caractéristique typique de la dépendance en température et en humidité du TGS822: a : Résultats expérimentaux [99]. b : base de données

1.3.2.2 L'apprentissage du réseau de neurones

Après avoir construit les deux bases de données (apprentissage et validation), on procède à l'apprentissage du réseau de neurones. D'abord il faudra définir le type du réseau dans notre cas nous avons choisis un MLP (MultiLayer Perceptron) l'intérêt de ce type de

réseau est dans sa caractéristique d'approximation universelle, et de parcimonie, et sa facilité de l'implémentation. Le système d'apprentissage pour la modélisation du capteur a pour but d'estimer les coefficients du réseau de neurones.

La base de données d'apprentissage est constituée des entrées (S, RH, T, Con) appliquées au capteur et au modèle ANN

Après avoir choisie le type du réseau il faudra trouver une architecture optimale du réseau de neurones (MLP), nombre de couches cachées, nombre de neurones dans chaque couche, ainsi que la fonction d'activation pour chaque couche.

L'apprentissage et l'optimisation du réseau précédant est accompli par un programme structuré en MATLAB. Le réseau optimiser a quatre entrées, et un neurone dans la couche de sortie qui est déterminé par le nombre de sorties du système à modéliser, (le capteur possède une seule sortie Rs/Ro), quand aux couches cachées après optimisation le réseau à deux couches de 9 neurones pour la première couche, et 5 neurones pour la deuxième couche. La fonction d'activation de la sortie est la fonction linéaire, pour les deux couches cachées, nous avons choisi la fonction sigmoïde (logsig).

Le tableau III.2 résume les paramètres optimisés du réseau pour la modélisation du capteur TGS822. Les paramètres qui ne sont pas mentionnées dans ce tableau sont pris par default dans le MATLAB.

Le tableau III.2 Caractéristiques du réseau optimisé.

| Paramètre | Valeur optimisée | |
|-----------------------|-------------------------------|----------|
| Architecture | Feed-forward MLP | |
| Couche cachée | 2 | |
| Règle d'apprentissage | Rétro propagation des erreurs | |
| Nombre de neurones | Couche d'entrée | 4 |
| | 1 ^{er} couche cachée | 9 |
| | 2 ^{er} couche cachée | 5 |
| | Couche de sortie | 1 |
| Fonction de transfert | 1 ^{er} couche cachée | Logsig |
| | 2 ^{er} couche cachée | Logsig |
| | Couche de sortie | linéaire |
| Base de données | Base d'entraînement 3800 | |
| | Base de validation 504 | |
| | Base de test 504 | |
| EQM d'apprentissage | <0.0001 | |
| Nombre d'itérations | 3000 | |

Ainsi la Figure III.5 illustre l'architecture du réseau conçu

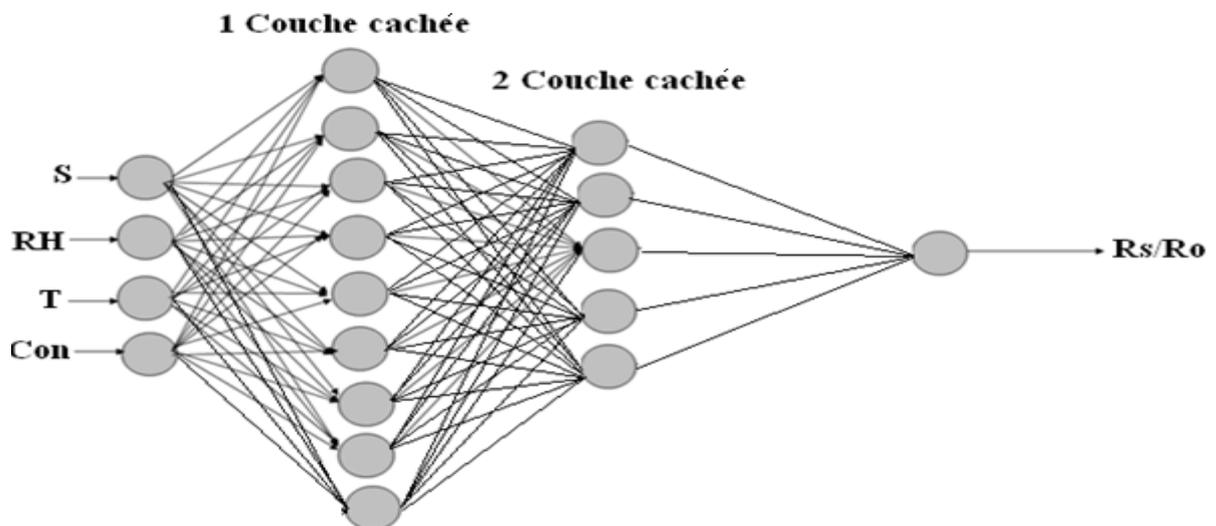


Figure III.5 : L'architecture du réseau après optimisation

Test du modèle ANN

Nous avons conçu un modèle à base des réseaux de neurones (Modèle ANN), pour modéliser le comportement du capteur de gaz TGS822 dans un environnement dynamique, dans le but que ce modèle exprime fidèlement le comportement expérimental du capteur et qu'il tienne compte de la dépendance en température et en humidité.

La Figure III.6 montre que le modèle ANN conçu exprime fidèlement la non linéarité de la réponse du capteur, ainsi que sa dépendance en nature de gaz.

La figure III.7 montre l'erreur de la modélisation de ce capteur.

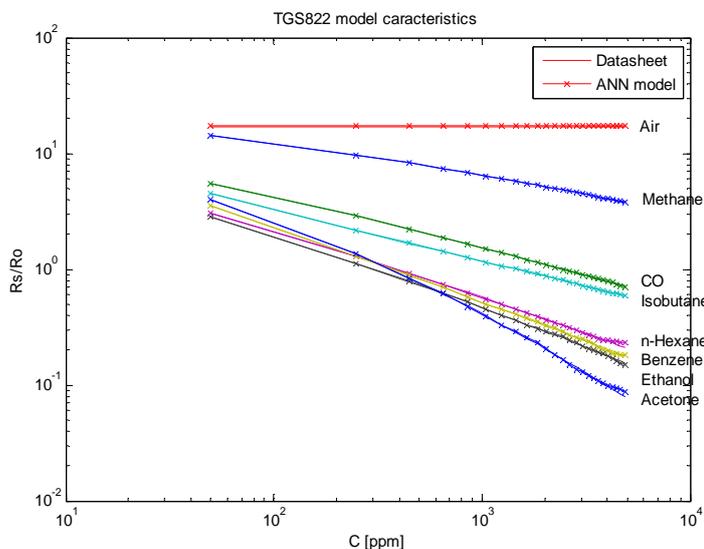


Figure III.6 : Réponse du modèle en fonction de la concentration à 20°C, et à 65%RH

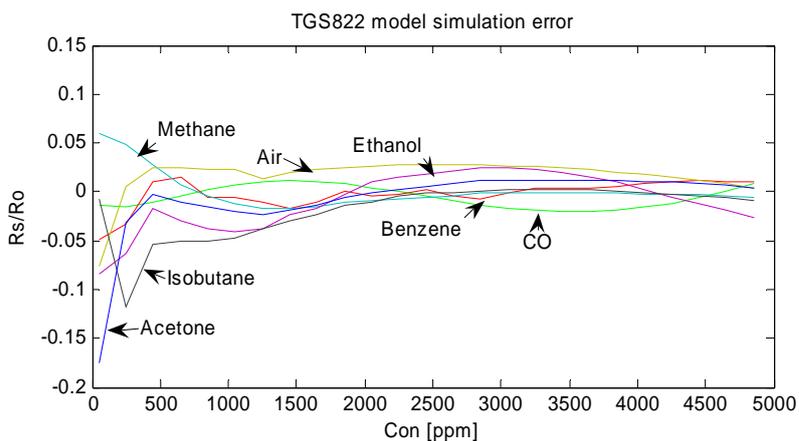


Figure III.7 l'erreur de la modélisation

La figure III.8 montre que le modèle ANN conçu exprime fidèlement la dépendance de la réponse du capteur en température et en humidité.

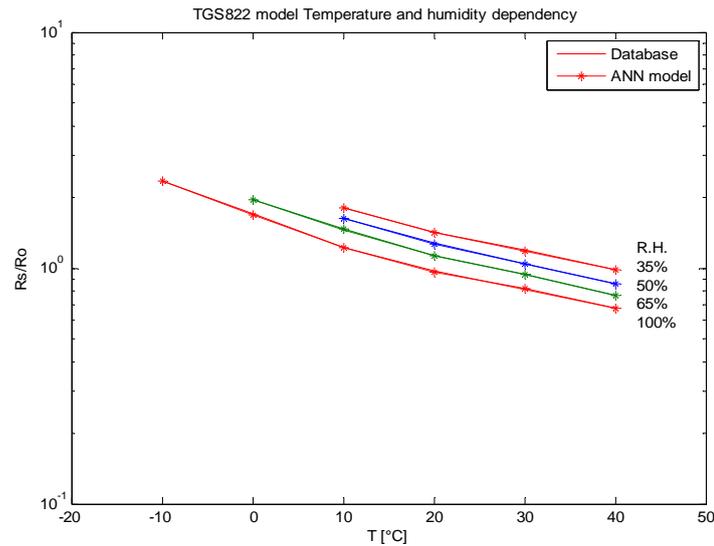


Figure III.8 : Base de données et réponse du modèle en fonction de la température et de l'humidité pour 300ppm du Méthane

1.4 Implantation du modèle ANN sur ORCAD-PSPICE

L'évaluation des performances d'un circuit avec le logiciel ORCAD-PSPICE avant sa réalisation nous permet d'obtenir un temps de conception réduit et limiter ainsi les coûts de production. La qualité des résultats obtenus de la conception et de la simulation des circuits électroniques dépendent de la précision des modèles utilisés. Dans ce cadre, nous proposons une implantation du modèle ANN sur le simulateur ORCAD-PSPICE, cette implantation va nous permettre de tester les performances du modèle.

1.4.1 Présentation du simulateur ORCAD-PSPICE

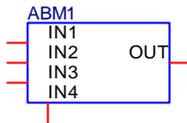
ORCAD-PSPICE est un programme de simulation qui modélise le comportement d'un circuit électrique contenant des composants analogiques. Il est utilisé avec ORCAD Capture pour la conception. ORCAD-PSPICE permet l'analyse statique, transitoire et dynamique des circuits électroniques. Ainsi que l'analyse Paramétrique, Monte-Carlo, et de sensibilité.

Les circuits peuvent contenir des différents dispositifs électroniques résistances, condensateurs, inductances, des sources de tension et de courant, ainsi que des modèles de dispositifs actifs : diodes, transistors bipolaires, transistors à effet de champ à jonction... (une bibliothèque de modèles de plus de 11300 modèles analogiques). ORCAD-PSPICE supporte aussi la modélisation comportementale analogique, donc on peut décrire les blocs fonctionnels des circuits avec des expressions mathématiques [100].

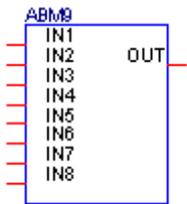
1.4.2 Implantation du modèle ANN du capteur

Le modèle ANN du capteur implanté sur Capture est composé du réseau de neurones conçu et optimisé auparavant par Matlab, où chaque neurone du réseau est implanté dans une boîte ABM (Analog Behavioral Modeling) de la bibliothèque du simulateur.

Le composant ABM1 est un exemple de boîte ABM à 4 entrées, et une sortie représentant un neurone de la couche d'entrée



Le composant ABM9 est un exemple de boîte ABM à 9 entrées, et une sortie représentant un neurone de la deuxième couche cachée



Ainsi après la connexion de tous les composants qui représentent les neurones du réseau nous obtiendrons la Netlist suivante:

On suppose la notation suivante.

B_{ni} : la matrice du bias

W_{nij} : la matrice des poids

n : numéro de la couche

i : numéro du neurone

j : numéro du neurone de la couche précédente

* Source MODÈLE TGS822

.EXTERNAL INPUT C

.EXTERNAL INPUT S

.EXTERNAL INPUT T

.EXTERNAL INPUT RH

.EXTERNAL OUTPUT Rout1

.EXTERNAL OUTPUT Rout2

*-----Première couche cachée-----

E_AB M1 N112695 0 VALUE
 {1/(1+EXP(-(B11+ W111*V(S)+W112*V(RH) +W113*V(T) +W114*V(C))))}

E_AB M2 N112707 0 VALUE
 {1/(1+EXP(-(B12+W121*V(S) +W122*V(RH) +W123*V(T)+W124*V(C))))}

E_AB M3 N112719 0 VALUE
 {1/(1+EXP(-(B13+W131*V(S) +W133*V(RH) +W133*V(T)+W134*V(C))))}

E_AB M4 N112731 0 VALUE
 {1/(1+EXP(-(B14+W141*V(S) +W124*V(RH) +W143*V(T)+W144*V(C))))}

E_AB M5 N112743 0 VALUE
 {1/(1+EXP(-(B15+W151*V(S) +W152*V(RH) +W153*V(T)+W154*V(C))))}

E_AB M6 N112759 0 VALUE
 + {1/(1+EXP(-(B16+W161*V(S) +W162*V(RH) +W163*V(T)+W164*V(C))))}

E_AB M7 N112775 0 VALUE
 + {1/(1+EXP(-(B17+W171*V(S) +W172*V(RH) +W173*V(T)+W174*V(C))))}

E_AB M8 N112811 0 VALUE
 {1/(1+EXP(-(B18+W181*V(S) +W182*V(RH) +W183*V(T)+W184*V(C))))}

E_AB M9 N112927 0 VALUE
 + {1/(1+EXP(-(B19+W191*V(S) +W192*V(RH) +W193*V(T)+W194*V(C))))}

*-----Deuxième couche cachée-----

E_AB M10 N113677 0 VALUE
 + {1/(1+EXP(-(B21+W211*V(N112695)+W212*V(N112707)+W213*V(N112719)
 +W214*V(N112731)+W215*V(N112743)+W216*V(N112759)+W217*V(N112775)
 +W218*V(N112811)+W219*V(N112927))))}

E_AB M11 N113687 0 VALUE
 + {1/(1+EXP(-(B22+W221*V(N112695)+W222*V(N112707)+W223*V(N112719)
 +W224*V(N112731)+W225*V(N112743)+W226*V(N112759)+W227*V(N112775)
 +W228*V(N112811)+W229*V(N112927))))}

E_AB M12 N113697 0 VALUE
 + {1/(1+EXP(-(B23+W231*V(N112695)+W232*V(N112707)+W233*V(N112719)
 +W234*V(N112731)+W235*V(N112743)+W236*V(N112759)+W237*V(N112775)
 +W238*V(N112811)+W239*V(N112927))))}

E_AB M13 N113717 0 VALUE
 + {1/(1+EXP(-(B24+W241*V(N112695)+W242*V(N112707)+W243*V(N112719)
 +W244*V(N112731)+W245*V(N112743)+W246*V(N112759)+W247*V(N112775)
 +W248*V(N112811)+W249*V(N112927))))}

E_AB M14 N113737 0 VALUE

```

+ {1/(1+EXP(-(B25+W251*V(N112695)+W252*V(N112707)+W253*V(N112719)
+W254*V(N112731)+W255*V(N112743)+W256*V(N112759)+W257*V(N112775)
+W258*V(N112811)+W259*V(N112927))))})
*-----Couche de sortie-----
E_ABM15    N113883 0 VALUE
+ {B3+W31*V(N113677)+W32*V(N113687)+W33*V(N113697)+W34*V(N113717)
+W35*V(N113737)}
R_ABM16    R1 R2 VALUE { (V(N113883) * 10E3) }
*----- END

```

1.4.3 Résultats de simulation

La figure III.9, représente le circuit de simulation utilisé, il s'agit d'associer au capteur une résistance de charge R1 qui joue le rôle d'un circuit de conditionnement pour le capteur, généralement ce circuit est le plus utilisée pour les capteurs Figaro. A partir de ce circuit on procède aux tests.

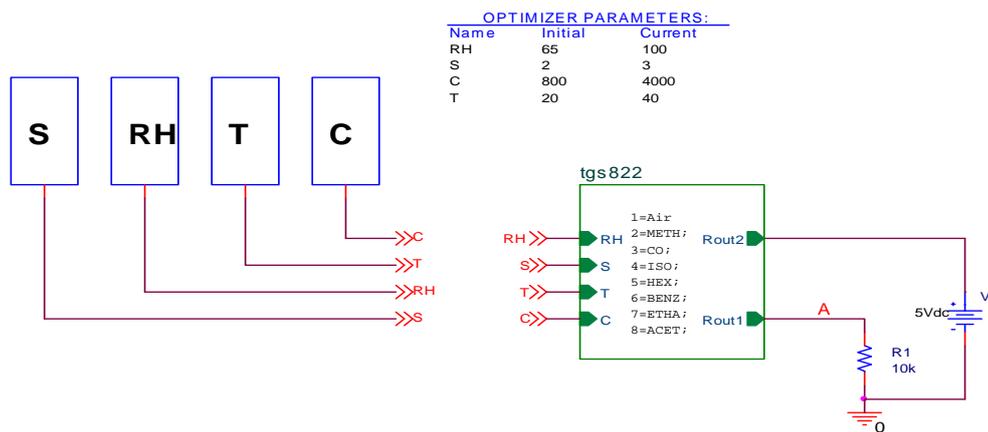


Figure III.9 : Circuit utilisé pour le test du modèle

Par une analyse « DC- SWEEP » en fixant le gaz comme étant du Méthane, l'humidité à RH=65%, et la température à 20°C. On fait varier la concentration de 50 à 5000ppm, on obtient les résultats de la figure III.10.

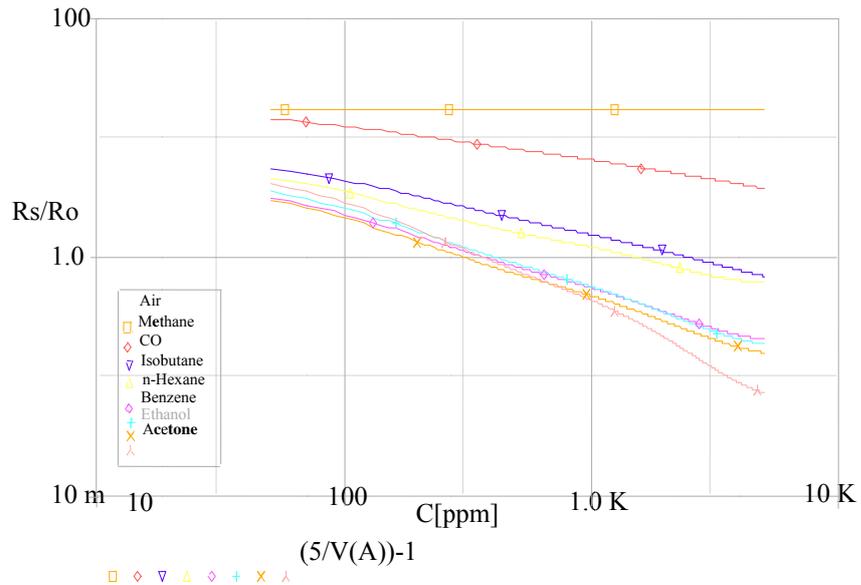


Figure III.10 : Variation du rapport R_s/R_o en fonction de la concentration (Méthane à 20°C et 65% RH)

Par une analyse « DC- SWEEP paramétrique » en fixant le gaz comme étant du Méthane, et la concentration à 300ppm, On fait varier la température de 0 à 40°C et on prenant l'humidité comme paramètre, on obtient les résultats de la figure III.11:

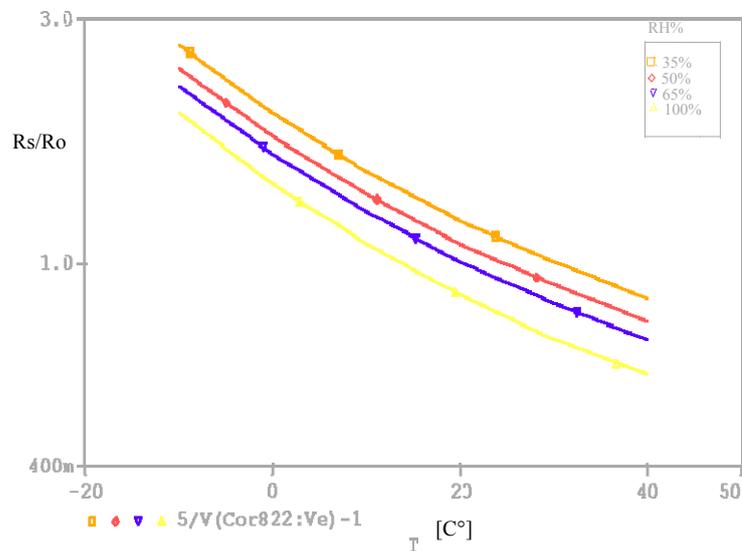


Figure III.11 : Variation de la résistance du capteur en fonction de la température pour plusieurs valeurs de l'humidité (Méthane, 300ppm)

Selon les résultats précédant il est claire que le modèle conçu et implante dans le simulateur SPICE exprime le comportement du capteur TGS822 dans un environnement électrique on tenons en compte la non linéarité de la réponse, la dépendance en température, en humidité et en nature de gaz

De même que le TGS822 on a conçu des modèles directs pour les capteurs TGS813, TGS2600, et TGS821 qui ont été simulés, vérifiés et validés.

2 Conception du correcteur

Les capteurs à oxyde métallique (MOX) sont l'un des plus célèbres choix technologiques pour les applications de capteurs de gaz en raison de leur sensibilité élevée. Cependant La non linéarité, la dépendance en température et en humidité, et le manque de sélectivité de ces capteurs limitent leur utilisation. L'exploitation de ce type de capteur dans un milieu dynamique nécessite alors, l'association d'un circuit de conditionnement et un autre circuit de correction en temps réel afin d'obtenir une réponse linéaire complètement indépendante de la température, et de l'humidité. Ainsi le conditionnement du signal ce fait par l'association d'un dispositif de transmission adapté qui permet l'exploitation des informations fournies par le capteur.

Les chercheurs ont examinés certains aspects de la non-linéarité de la réponse des MOXs à certains gaz [104-110], comme leur dépendance à la température [102, 103]. Le sujet de la linéarisation et de la compensation de la réponse MOXs a été pris en compte dans les différentes formes et étapes; certains cas incluent l'utilisation des convertisseurs analogique numérique [104, 105], tandis que d'autres travaux ont porté sur la réponse non linéaire de capteurs spécifiques, comme la thermistance [106] et les capteurs de courant à effet Hall [107]. Des méthodes numériques ont été développées en exploitant les technologies modernes afin de computer les algorithmes de linéarisation [108, 109]. Les mémoires ROM sont également utilisés pour sauvegarder des tables de données et résoudre le problème de linéarisation [110]. Cependant les études précédentes fournissent une solution limitée aux problèmes complexe sous l'hypothèse que la variation des paramètres de l'environnement est petit et que leurs l'influence sur les caractéristiques du capteur est linéaire.

L'utilisation des réseaux de neurones comme des composants de mesure, permettant de corriger la réponse des capteurs, a connu un essor considérable au cours de ces dernières années. En effet, les ANN présentent l'avantage d'une grande adaptation aux différents problèmes causé par la non idéalité des capteurs.

Pour obtenir un système de correction on fait appel aux techniques de traitement numérique de signal par le biais des circuits programmable tel que les microcontrôleurs, le microprocesseur, FPGA... La structure : capteur, circuit de conditionnement et circuit de correction est dite capteur intelligent ou « smart sensor ». Le capteur intelligent permet donc la linéarisation, la correction et la compensation automatique, et parfois même le calcul de la valeur d'une grandeur que l'on ne peut atteindre directement par la mesure (prédiction).

Dans notre cas nous proposons les réseaux de neurones comme un composant de correction et de compensation des sorties des capteurs TGS822, TGS821, TGS2600, et TGS813. Les correcteurs des capteurs ainsi que leurs modèles seront utilisés pour améliorer la sélectivité des systèmes de détection de gaz

2.1 Conception d'une base de données

Après avoir mis au point les modèles des capteurs à base des réseaux de neurones et à partir de la première base de données nous pouvons alors, construire une deuxième base de données pour l'apprentissage des modèles correcteurs. Cette dernière est composée de 3800 éléments pour l'apprentissage et 504 éléments pour la validation, chaque élément est composé de quatre paramètres (RH, T, V, V_S). Où:

RH : Humidité relative.

T : Température.

V : Tension aux bornes de la résistance R_L

V_S : Tension aux bornes de la résistance R_L

2.2 L'apprentissage du réseau de neurones

Par analogie avec la modélisation des modèles des capteurs, on procède à la modélisation des modèles des correcteurs. Nous avons utilisé l'interface MATLAB. Nous décrirons dans ce qui suit la modélisation et le test du modèle correcteur du TGS822.

A la fin de la phase d'apprentissage et d'optimisation on aboutit à l'architecture illustré sur la figure III.12 pour le correcteur du capteur TGS822.

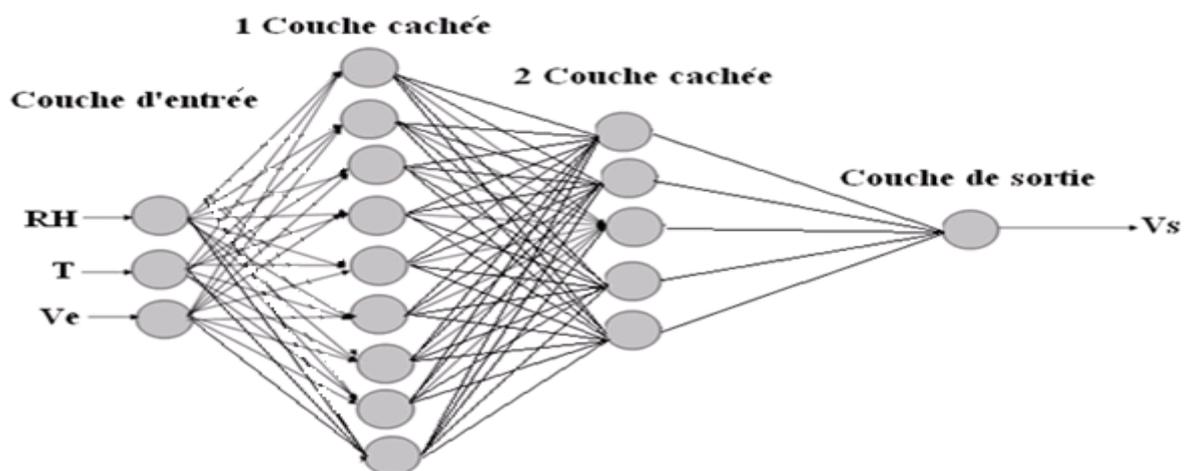


Figure III.12 : L'architecture du réseau après optimisation

Le tableau III.3 résume tous les paramètres optimisés du réseau pour avoir les performances désirées.

Les caractéristiques qui ne sont pas mentionnées dans ce tableau sont prises par défaut dans le MATLAB.

Tableau III.3 : Paramètres de l'architecture optimisée

| Paramètre | Valeur optimisée | |
|-----------------------|-------------------------------|----------|
| Architecture | Feed-forward MLP | |
| Couche cachée | 2 | |
| Règle d'apprentissage | Rétro propagation des erreurs | |
| Nombre de neurones | Couche d'entrée | 4 |
| | 1 ^{er} couche cachée | 9 |
| | 2 ^{er} couche cachée | 5 |
| | Couche de sortie | 1 |
| Fonction de transfert | 1 ^{er} couche cachée | Logsig |
| | 2 ^{er} couche cachée | Logsig |
| | Couche de sortie | linéaire |
| Base de données | Base d'entraînement 3800 | |
| | Base de validation 504 | |
| | Base de test 504 | |
| EQM d'apprentissage | $<10^{-6}$ | |
| Nombre d'itérations | 5000 | |

2.3 Tests et résultats

Pour tester les performances du correcteur conçu auparavant, nous avons considéré les différents tests, qui englobe tous les problèmes précédemment étudiés (la non linéarité, la dépendance à la nature du gaz, à la température, et à l'humidité) ; finalement on valide le modèle du correcteur par un test pour des valeurs arbitraire pour une concentration du gaz et une température quelconque de la gamme de travail.

La figure III.13 montre que le modèle correcteur conçu linéarise parfaitement la réponse du capteur quelque soit la nature et la concentration du gaz.

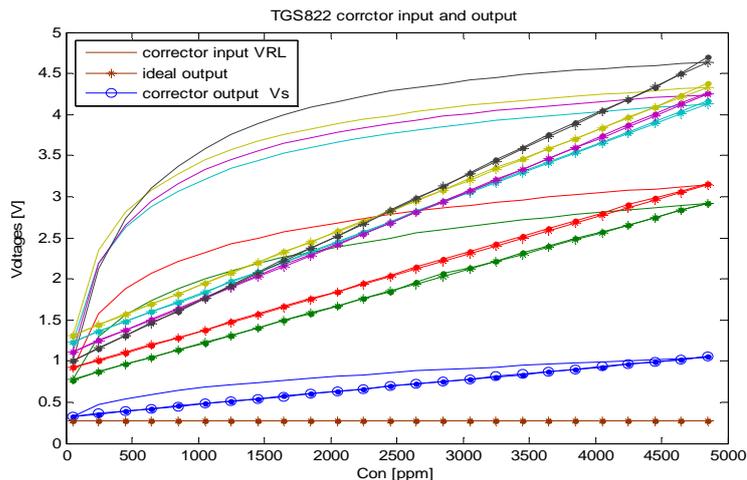


Figure III.13 : Réponse du modèle correcteur en fonction de la concentration pour divers gaz à 20°C et à RH65%

La figure III.14 montre l'écart entre la correction désirée et celle obtenue par le réseau conçu pour différents gaz.

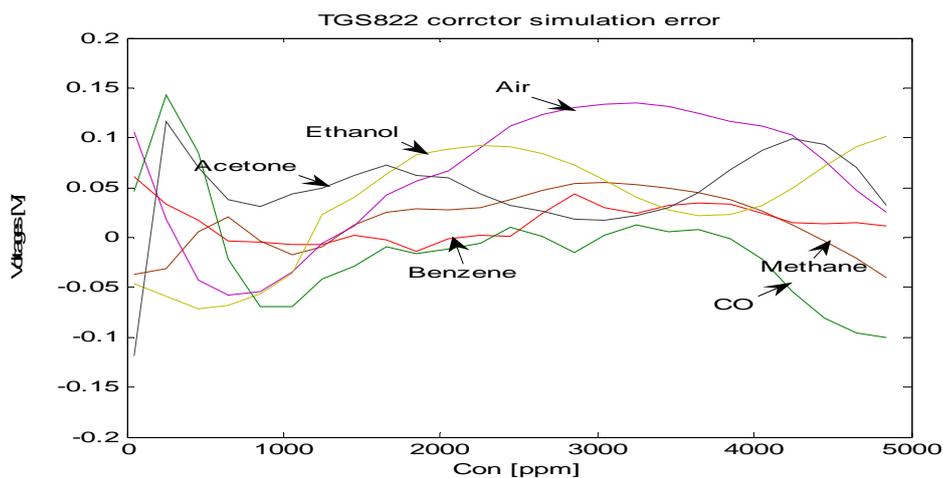


Figure III.14 : Erreur de la correction

Les tests qui suivent montrent que le correcteur conçu élimine la dépendance de la réponse du capteur en température et en humidité.

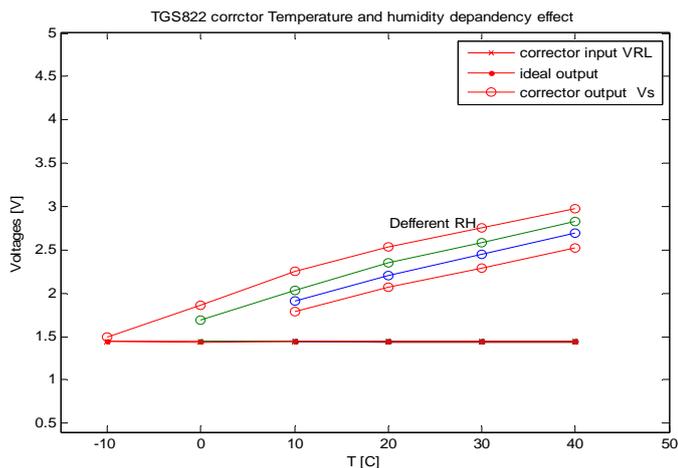


Figure III.15 : Entrée et sortie du correcteur en fonction de la température paramétrées en humidité pour 300ppm de l'éthanol

Les tests qui suivent montrent l'effet des correcteurs sur les réponses des capteurs représentées en 3D.

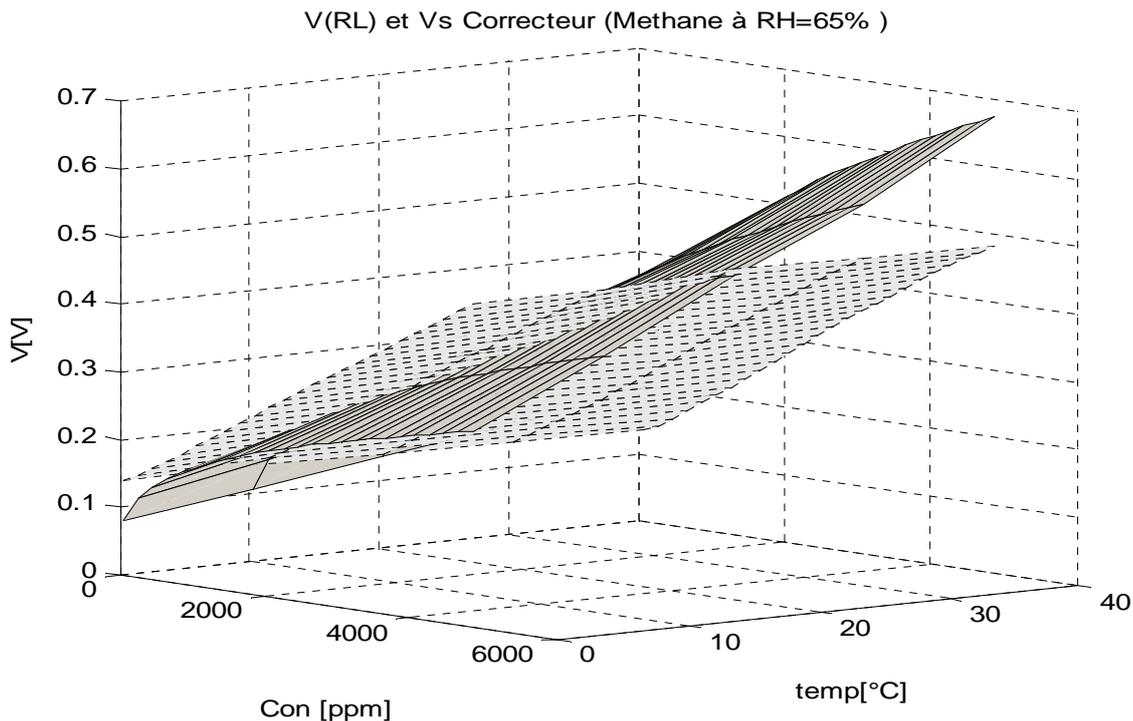


Figure III.16 : Réponse du modèle correcteur en fonction de la concentration et de la température au Méthane et à 65%RH

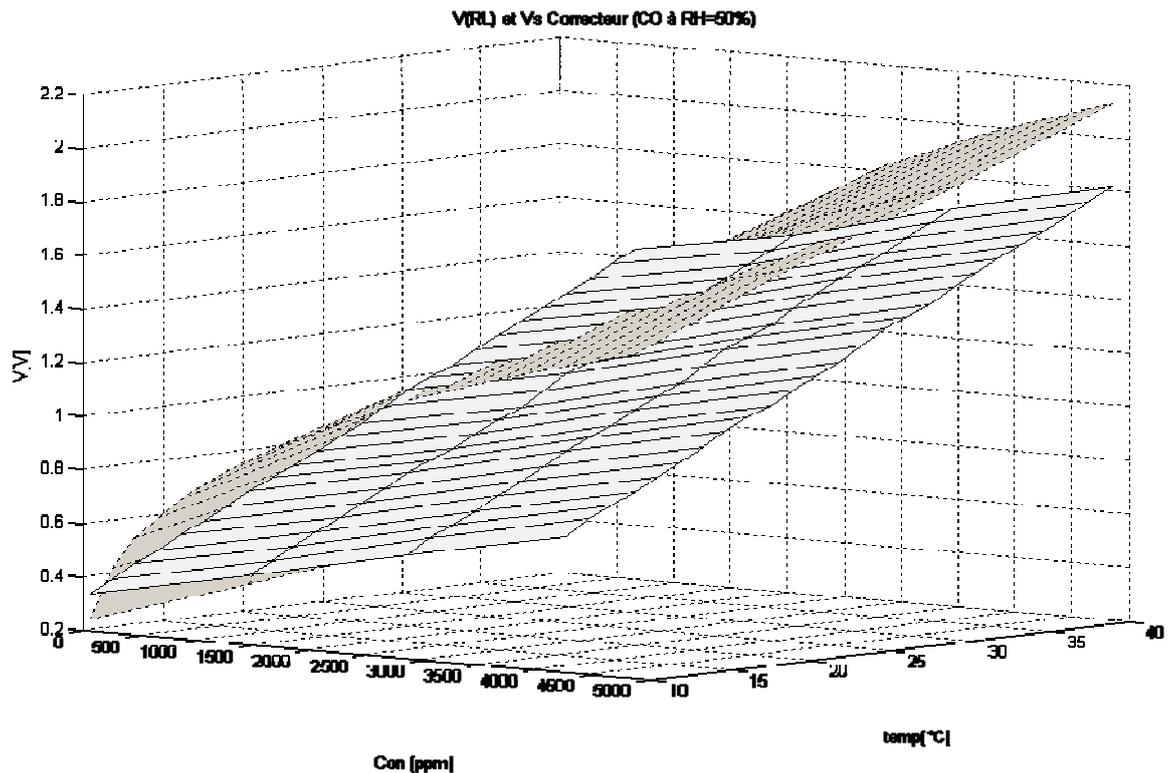


Figure III.17 : Réponse du modèle correcteur en fonction de la concentration et de la température au Monoxyde de carbone pour 50%RH

Par analogie nous avons élaboré un travail similaire du model et son correcteur pour les capteurs TGS813, TGS2600 et TGS821. Quelques résultats sont présentés en annexe B

2.4 Discussions des résultats

Les résultats de simulation obtenus, montrent que : les modèles correcteurs développés ont permis de corriger les sorties des capteurs, tout en éliminant les différentes perturbations liés à la mesure de concentration de gaz par ce type de capteur, tels que la non linéarité, la dépendance à la température et à humidité. L'association de tel éléments de correction donne des sorties précises et linéaire indépendantes de la température et du milieu humide.

2.5 Test global du capteur intelligent

Nous avons regroupé chaque modèle et son correcteur précédemment étudié dans un seul schéma (figure III.18) sur le simulateur ORCAD-PSPICE. Cet ensemble représente les différents blocs du capteur intelligent. Le correcteur est implanté come composant dans la bibliothèque ORCAD-PSPICE. Les résultats de simulations obtenus confirment les résultats de simulation et de test effectués avec le MATLAB

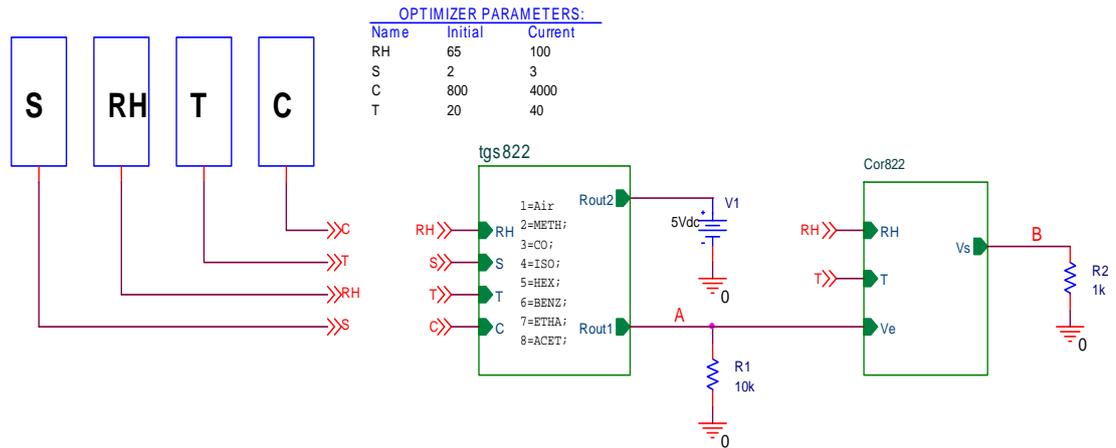


Figure III.18 : Circuit de test du capteur intelligent à base du modèle ANN du TGS822

Les tests qui suivent illustrent la réponse du capteur intelligent à base du modèle de TGS822 aux différentes conditions de l'environnement du capteur.

2.5.1 Effet de la concentration du gaz

Par une analyse « DC- SWEEP paramétrique» en fixant L'humidité à 65% et la température à 20°C, on fait varier la concentration de 50 à 5000ppm, et en prenant la nature de gaz comme paramètre, on obtient les résultats suivant :

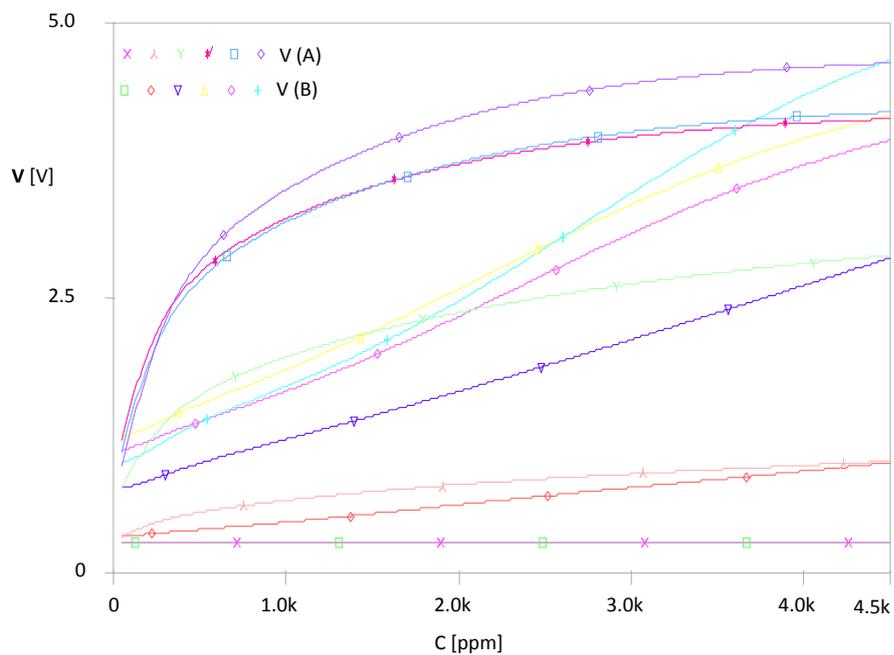


Figure III.19 : Variation des tensions V_{R1} (entrée) et V_s (sortie) du correcteur en fonction de la concentration de divers gaz à 20°C et à 65% RH

2.5.2. Effet de la température et de l'humidité

Par une analyse « DC- SWEEP paramétrique» en fixant le gaz comme étant du Méthane, la concentration à 300ppm, on fait varier la température de 0 à 40°C et on prenant l'humidité comme paramètre pour la simulation, on obtient les résultats de la figure III.20.

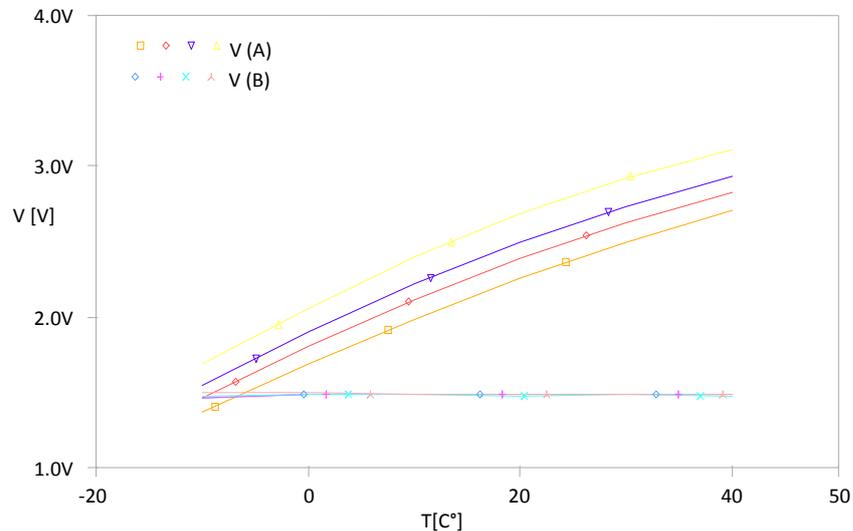


Figure III.20 : Variation des tensions de sortie V(RI), et Vs (sortie du correcteur) en fonction de la température (Méthane à 300ppm et à 65% RH)

Une tension quasi indépendante de la température et de l'humidité est obtenue une fois que le correcteur a agit

L'effet du correcteur apparaît clairement en donnant une tension de sortie de 200mV (correspond à 320ppm) quelque soit la valeur de l'humidité et de la température.

Conclusion

En examinant les résultats de simulation obtenus nous pouvons confirmer que l'association des modèles-correcteurs appropriés au modèles ANN des capteurs TGS822, TGS813, TGS2620, et TGS821 a apporté des améliorations considérables pour leur utilisation. En effet, chaque modèle et son modèle correcteur délivre une sortie linéaire par rapport à la concentration du gaz, et complètement indépendante de la température et de l'humidité. Les signaux de sortie ainsi obtenus des trois correcteurs sont facilement exploitables. Dans notre cas ces signaux vont être exploités dans un module de prédiction qui sera décrit dans le chapitre IV.

***CHAPITRE.IV Amélioration de la précision de la
modélisation avec les ANNs***

Introduction

Si les informations de mesure disponibles sont suffisantes, la première étape vers la manipulation d'un système est la création d'un modèle adéquat. Cela est essentiel pour la mise en place de planification, méthodes de contrôle ou de prédiction, ainsi que pour les tester et les valider dans un environnement de simulation avant l'application pratique. Dans de nombreux cas, on est confronté à des relations non linéaires qui peuvent contenir une grande incertitude et peut même changer au cours d'une période plus longue, dans ces cas, les limites des méthodes traditionnelles sont vite atteintes [97]. ANN (artificial neural network), comme démontré dans de nombreux cas au cours de la dernière décennie, sont encore capables de faire face à ces tâches de modélisation.

Dans des systèmes physiques de grande complexité (nombre élevé de paramètres, nombre élevé de dépendances, incertitude des données mesurées, informations incomplètes, et arrangement inconnu d'entrée / sortie des paramètres), fondamentaux phénomènes peuvent être rencontrés. Une famille des méthodes à base des ANNs a été présentée, qui peut être également appliquée dans différents niveaux hiérarchiques de la production. Leur applicabilité polyvalente a été démontrée par des exemples d'utilisation pratique dans les systèmes de fabrication [97].

Certains systèmes ont besoin de plus de précision dans un sous-intervalle spécifique d'une entrée ou de sortie. Les détecteurs sont utiles dans la détection des fuites le gaz ou dans la surveillance d'émission des gaz. Une première étape pour une conception rapide et rentable de détecteur des gaz est le développement de modèles de capteurs qui permettent non seulement une simulation rapide mais aussi précise. De tels modèles sont également essentiels pour développer des algorithmes efficaces qui peuvent être mis en œuvre dans les systèmes embarqués programmables (ressources limitées en termes de puissance de calcul et mémoire).

Pour répondre aux questions ci-dessus, cette section propose une stratégie basée sur la décomposition en sous-modélisation du capteur selon des sous-intervalles de l'entrée dont le but est d'avoir une analyse de la détection plus rapide et précise.

Nous avons conçu un modèle pour le capteur industriel TGS822 (par Figaro) avec le but d'améliorer la précision de la modélisation avec les ANNs. L'interface MATLAB a été utilisée lors de la phase de conception et d'optimisation; les résultats (architecture optimale, biais, et les poids du réseau) sont utilisés pour la mise en œuvre du modèle comme un composant dans la bibliothèque du simulateur PSPICE.

2 Modélisation avec les ANNs

Dans nos études antérieures, les modèles avec TGSxxx et leurs correcteurs ont été étudiés. Les architectures des modèles et leurs correcteurs ont été optimisées avec un algorithme d'itérations, qui consiste en une évaluation de l'erreur totale comme une fonction du nombre de couche et le nombre de neurones par couche. La faiblesse de ce modèle est l'importante erreur dans de petites concentrations, comme le montrent la figures. III.7 pour le modèle du TGS822 et la figure III.14 pour son correcteur, ce qui augmente le risque de fausses alarmes et des manques de détections. Une erreur de 0,15 peut produire une fuite de gaz ou une détection manquée de 100 ppm.

En se qui suit nous proposons une méthode de décomposition en sous modèle dans le but d'apporter un remède à se problème.

3 Décomposition en sous-modèles

Les systèmes très complexes impliquent des modèles qui, en raison de leur nombre élevé de paramètres et de leur réseau d'interrelations denses, ne peuvent pas être traitées comme un entier qu'avec de stupéfiante machines informatiques. Il est donc avantageux de décomposer ces modèles complexes à plusieurs petits sous-modèles interconnectés, qui peuvent être facilement manipulés un par un. Une approche combinant la sélection des caractéristiques et les réseaux de neurones artificiels a été développée par [112, 113].

Nous présentons dans ce qui suit une approche combinant la sélection des sous-modèles selon des sous-intervalles d'entrée et la modélisation avec les réseaux de neurones artificiels. Le schéma de la méthode utilisée est présenté dans la figure. IV.1.

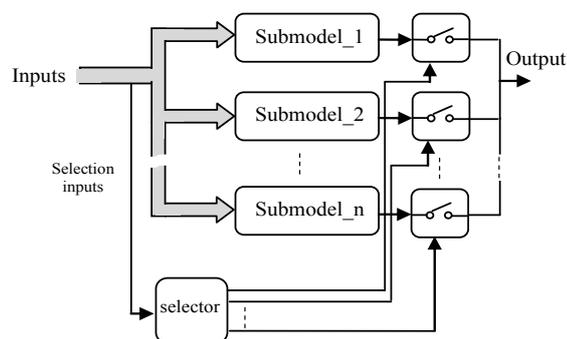


Figure IV.1 : Schéma de la méthode de décomposition en sous-modèles utilisée

4 Modélisation du capteur

En se basant sur les résultats expérimentaux du capteur, et en utilisant l'interface Matlab on a construit une base de données pour les deux sous-modèles, et chaque exemple de cette base de donnée est représenté comme suit (S, H, T, C) comme entrée et (Rs) comme sortie Où :

S: Sélection de la nature du gaz

H: L'humidité relative la où le capteur est placé, en (%),

T: La température de l'environnement où le capteur est placé, mesuré en (°C),

C: Concentration du gaz à détecter, en (ppm)

Rs : Rapport de Rs résistance du capteur.

Nous supposons que $R_o=10k\Omega$

La majorité de la base de données construite est utilisée en phase d'apprentissage en utilisant l'algorithme de rétro propagation des erreurs, le reste est utilisée pour la validation et le test des sous-modèles.

Pour optimiser l'architecture des sous-modèles un algorithme des itérations est utilisé et qui consiste dans l'évaluation de l'erreur totale en fonction du nombre de couche et du nombre des neurones par couche, après plusieurs tests de différents modèles des ANNs. L'architecture optimisée et qui donne la plus petite erreur est représentée et comparée a celle du modèle classique en tableau IV.1.

Tableau IV.1 Comparaison des paramètres optimisés du modèle classique et ceux des sous-modèles

| propriété | | caractéristique | |
|------------------------|----------------------|-------------------------------|------|
| Base de données | Base d'apprentissage | modèle | 3800 |
| | | S_modele1 | 1768 |
| | | S_modele2 | 3192 |
| | Base de test | modèle | 504 |
| | | S_modele1 | 240 |
| | | S_modele2 | 440 |
| Architecture | modèle | 9-5-1 Feed-forward MLP | |
| | S_modele1 | 5-5-1 Feed-forward MLP | |
| | S_modele2 | 5-5-1 Feed-forward MLP | |
| Fonctions d'activation | modèle | Logsig-Logsig- linear | |
| | S_modele1 | | |
| | S_modele2 | | |
| Règle d'apprentissage | modèle | Rétro propagation des erreurs | |
| | S_modele1 | | |
| | S_modele2 | | |
| EQM d'apprentissage | modèle | <0.0001 | |
| | S_modele1 | <0.000001 | |
| | S_modele2 | <0.0001 | |
| Nombre d'itérations | modèle | 3000 | |
| | S_modele1 | 3000 | |
| | S_modele2 | 2000 | |

On examinant le tableau (le nombre de neurone dans la couche cachée et l'erreur de l'apprentissage), il est clair que la méthode utilisée réduit le temps de traitement et améliore la précision de modélisation avec les ANNs précisément en petites concentrations.

4.1 Test du modèle

Nous avons conçu un modèle à base d'un algorithme de décomposition et des réseaux de neurones, pour modéliser le comportement du capteur de gaz TGS822 dans un environnement dynamique, dans le but que ce modèle exprime fidèlement le comportement expérimental du capteur et qu'il tienne compte de la dépendance en température et en humidité plus la dépendance en nature de gaz. Pour montrer l'effet de la technique, la variation de la résistance du capteur est évaluée en fonction de la concentration. La figure IV.2 illustre cet effet.

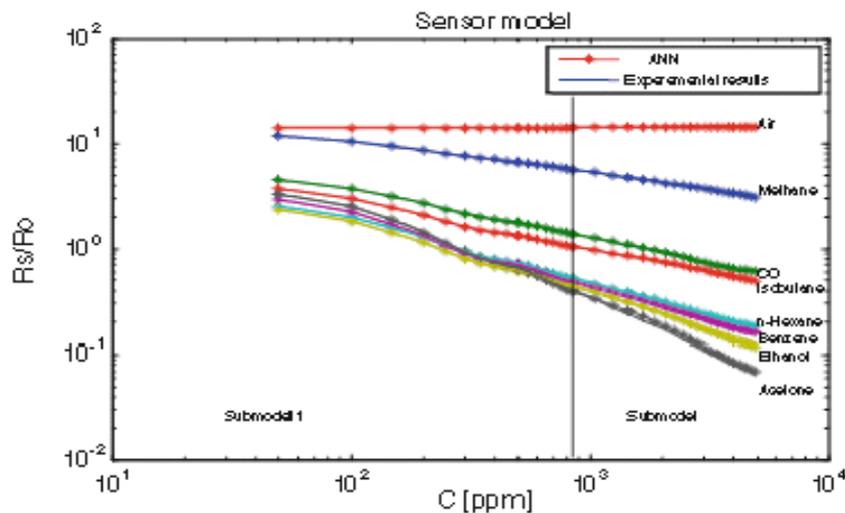


Figure IV.2 Variation de la résistance vs la concentration de l'éthanol à 20°C, et à 65%RH.

La dépendance de la réponse du modèle en température et en humidité est illustrée sur la figure IV.3

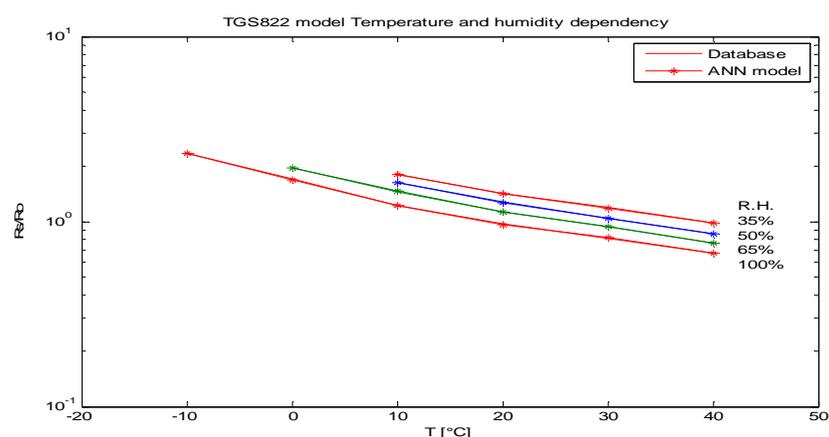


Figure IV.3 : Dépendance en température et en humidité de la résistance du modèle pour 300ppmdu Méthane.

La figure IV.4 représente l'erreur de la simulation. On comparant cette figure à la figure III.7, L'effet de la méthode sur l'erreur de la modélisation est très clair particulièrement pour des concentrations inférieures à 800ppm

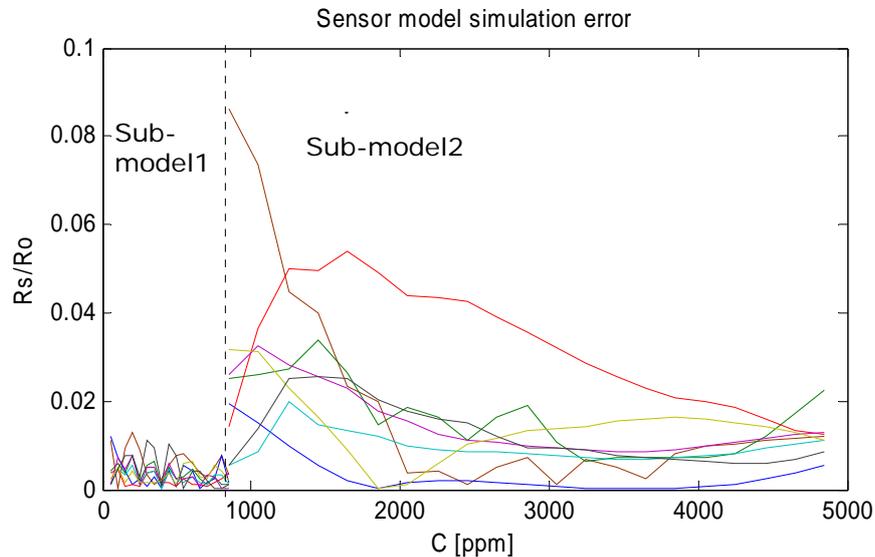


Figure IV.4 : l'erreur de la simulation vs la concentration

5 Effet de la technique sur le correcteur

Par analogie avec la modélisation des sous modèles des capteurs, on procède à la modélisation des modèles des correcteurs. Nous avons utilisé l'interface MATLAB,

La génération des bases de données est similaire à celle utilisées pour la conception des modèles cependant dans la conception du correcteur la tension de sortie du capteur V_{RL} est prise comme entrée et la tension de sortie du correcteur V_s est prise comme sortie. La base de donnée est donc (T, RH, V_{RL}) comme entrée et (V_s) comme sortie.

5.1 Test du correcteur

Après une phase d'apprentissage et d'optimisation et pour illustrer l'effet de la technique sur le correcteur et notamment dans les petites concentrations, la figure IV.5 représente la variation de la tension de sortie du correcteur V_s en fonction de la concentration. L'erreur de la sensibilité du correcteur est représentée dans la figure IV.6. Les figures montrent que la méthode réduit à 10% l'erreur de correction de la réponse du capteur ce qui réduit le risque de fausse alarme ou de manque de détection pour 100ppm à seulement 10ppm.

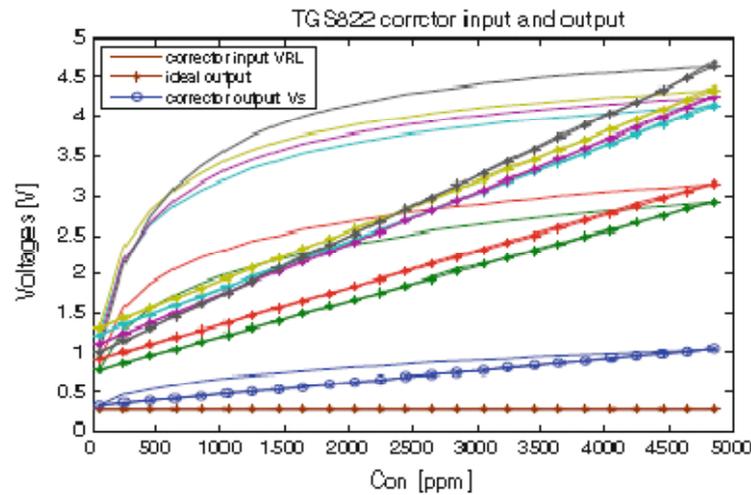


Figure IV.5: Variation de V_{RL} et V_s vs la concentration à 20°C, et à 65%RH.

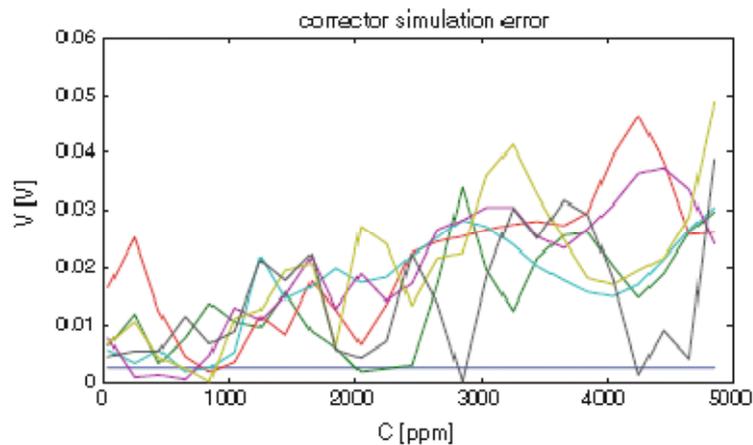


Figure IV.6: L'erreur de la correction vs la concentration

6 Implémentation des modèles et le correcteur

On utilisant les composant ABMs de la bibliothèque du simulateur PSPICE et les résultats obtenue pendant la phase de conception et d'optimisation (architecture optimale, bias et poids du réseau) les sous-modèles et le correcteur conçus sont implantés comme des composants dans la bibliothèque du simulateur PSPICE.

6.1 Résultats de simulation

Dans le but de tester les modèles conçus dans un environnement électrique, ils sont introduits dans le circuit électrique représenté dans la figure IV.7.

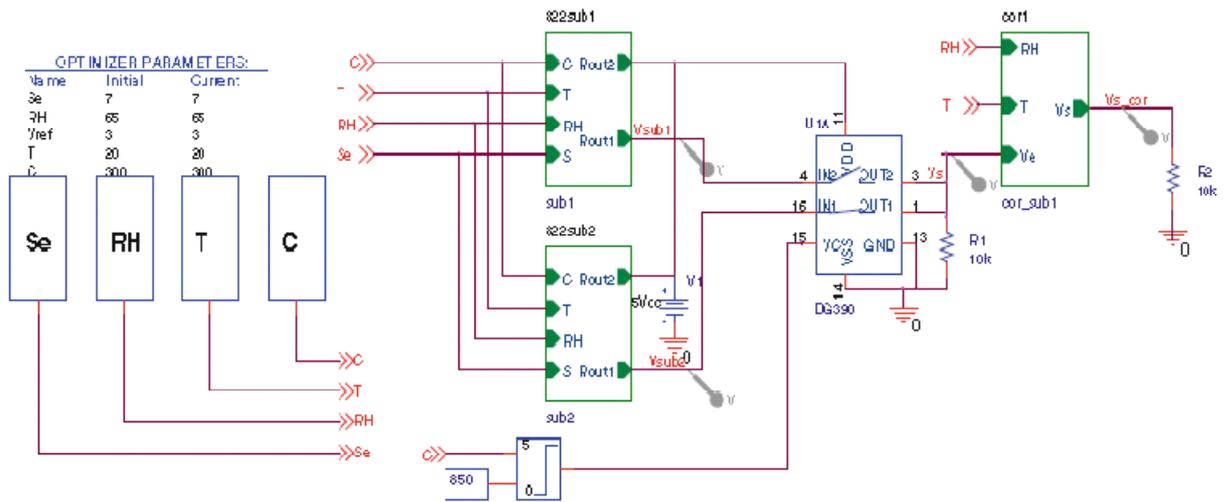


Figure IV.7 Circuit de simulation

Température fixée à 20°C, l'humidité relative à 65% , la concentration est variée de 300 to 5000 ppm. Une analyse PARAMETRIC DC SWEEP donne la variation de la résistance en fonction de la concentration pour différents gaz. Les résultats de cette analyse sont représentés en figure IV.8 où:

- $R_S = \left(\frac{V_C}{V_{RL}} - 1 \right) R_L$
- $R_1 = R_0 = 10k\Omega$.
- $V_c = 5V$.

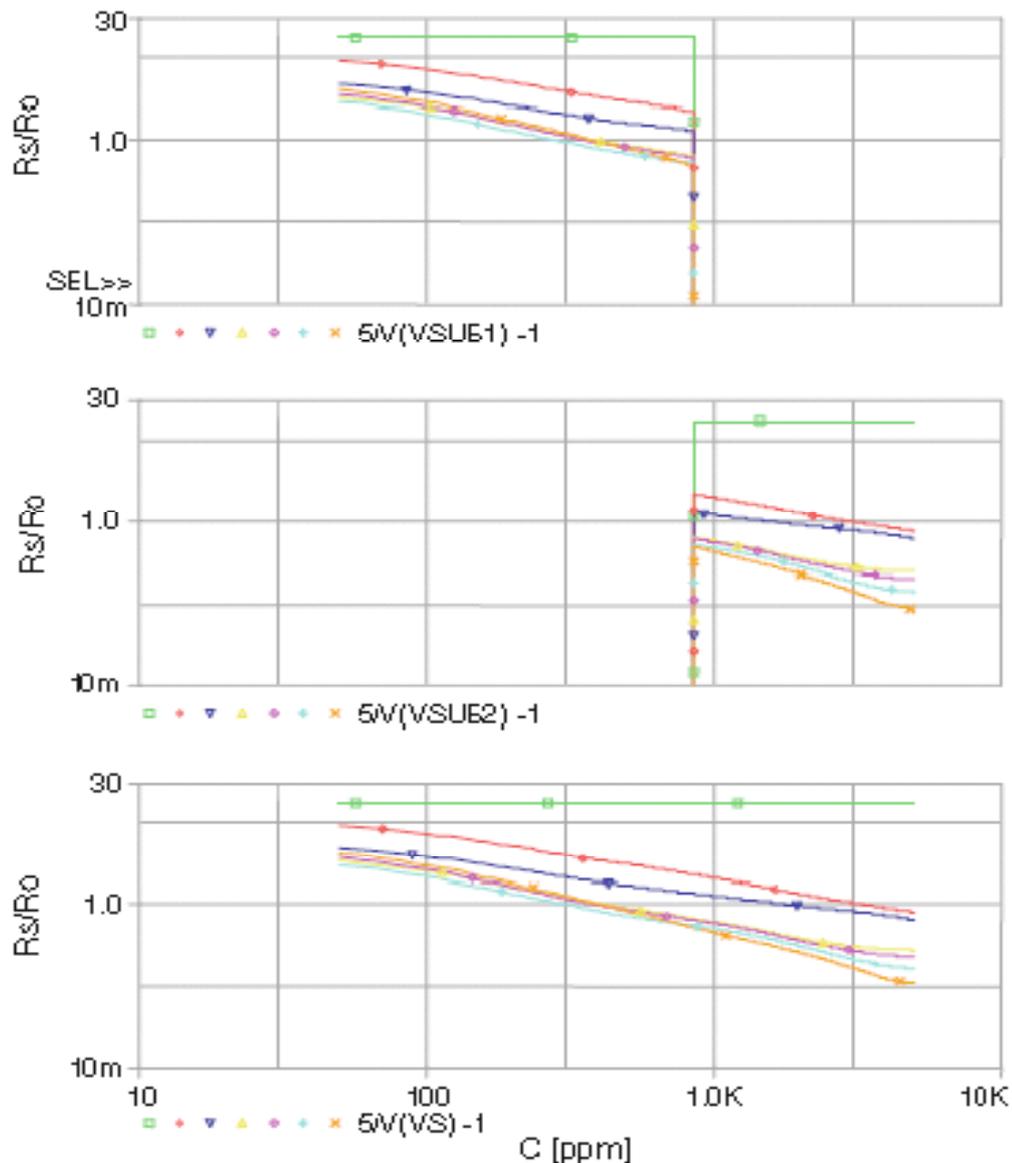


Figure IV.8 Variation de la résistance des sous-modèles vs la concentration du gaz à 20°C et 65%RH.

Les résultats de la simulation montre que le nouveau modèle peut être implémenté comme un circuit dans la bibliothèque du PSPICE et il est plus précis que l'ancien modèle pour tout les gaz quelque soit leurs concentrations.

Conclusion

Un modèle du capteur TGS822 a été conçu en utilisant la technique de décomposition en sous-modèles et les réseaux de neurones artificiels. Le modèle avec grande précision, spécialement en petites concentrations, reproduit le comportement du capteur dans un environnement dynamique. Le nouveau modèle tien en compte la non linéarité de la réponse,

et de la dépendance en température et en humidité relative, en plus de la dépendance en nature de gaz. Le modèle proposé est testé et implémenté comme composant dans la bibliothèque du simulateur PSPICE.

La technique utilisée réduit clairement le temps de traitement et augmente la précision de la modélisation avec les ANNs.

Cette technique peut être applicable à d'autres problèmes, comme les systèmes qui nécessitent plus de précision dans un sous-intervalle spécifique, ou dans les systèmes dont la réponse change brusquement en fonction des entrées.

***CHAPITRE V. Conception d'un système
multicateurs***

Introduction

Les capteurs TGS de figaro, qui sont les plus commercialisés, sont sensibles à plusieurs gaz. Comme nous l'avons vu le TGS822 est sensible aux (Méthane, Monoxyde de Carbone, Isobutane, Ethanol, Propane, Benzène, Acétone), le TGS813 est sensible au (Méthane, Monoxyde de Carbone, Isobutane, Ethanol, Propane, Hydrogène), quand au TGS821 il est sensible au (Méthane, Monoxyde de Carbone, Ethanol, Hydrogène). En associant les trois capteurs précédents, présentant des propriétés différentes, on obtient un système multicapteurs capable de fournir des informations différenciées sur le ou les gaz composant l'atmosphère environnante.

L'originalité de notre système multicapteurs réside dans la correction et la compensation des réponses des capteurs avant quelle soit entraînées par un module de prédiction à l'aide des réseaux de neurones, ce qui en déduit une très importante diminution de la base de donnée donc une diminution dans le temps de traitement. Ce module est capable de relier l'ensemble des réponses corrigées fournies par les capteurs à la nature de gaz et aux concentrations de gaz de l'atmosphère environnante en temps réel, et dans des conditions dynamiques. La figure V.1 illustre la technique utilisée.

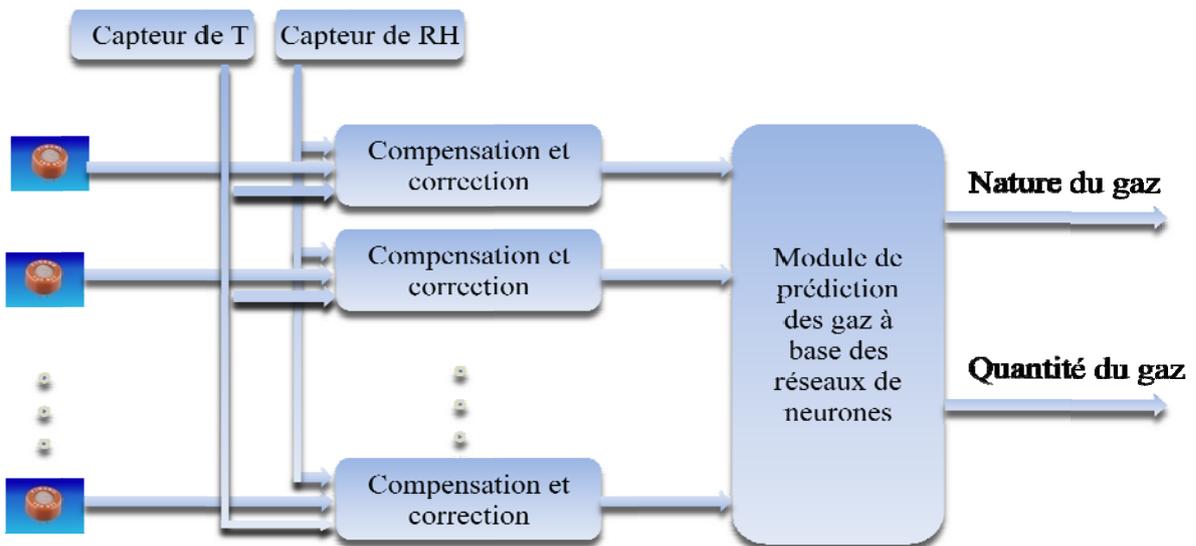


Figure V.1 : Schéma du système multicapteurs utilisé.

Ainsi cette approche "multicapteurs", a pour but d'exploiter de manière optimale les capteurs TGS822, TGS813 et TGS821 partiellement sélectifs, et de prédire la nature et la concentration de gaz (parmi les 8 gaz détecter par les capteurs utiliser).

Par analogie avec la modélisation des modèles et des correcteurs nous procédant à la modélisation du système de prédiction de gaz

1. Développement du modèle du système de prédiction à base des réseaux de neurones

Après avoir mis au point les modèles et les modèles correcteurs des capteurs à base des réseaux de neurones nous pouvons construire une nouvelle base de données (à base des bases de données précédentes) pour l'apprentissage du modèle du système de prédiction. Cette base est composée de 250 éléments pour l'apprentissage et 50 éléments pour la validation et le test, arrangés de la manière suivante : (Vs1, Vs2, Vs3, Vsn, Vcon).

Où

Vs1, Vs2 et Vs3: Tension de sortie des modèles correcteurs.

Vsn : Tension de sortie du modèle du système de prédiction donnant la nature de gaz.

Vcon : Tension de sortie du modèle du système de prédiction donnant la concentration de gaz.

Notons que :

- Vcon varie de 0.4 à 5V ce qui correspond à une variation linéaire de la concentration de 400 à 5000ppm.
- Le tableau suivant indique la tension Vsn correspondante pour chaque gaz

| Gaz | Tension [V] |
|-----------|-------------|
| Air | 1 |
| Methane | 2 |
| CO | 3 |
| Isobutene | 4 |
| Ethanol | 5 |
| Benzene | 6 |
| n-Hexane | 7 |
| Acétone | 8 |
| Hydrogène | 9 |
| Propane | 10 |

A la fin de la phase d'apprentissage et d'optimisation on a abouti avec l'architecture illustré sur la figure V.2.

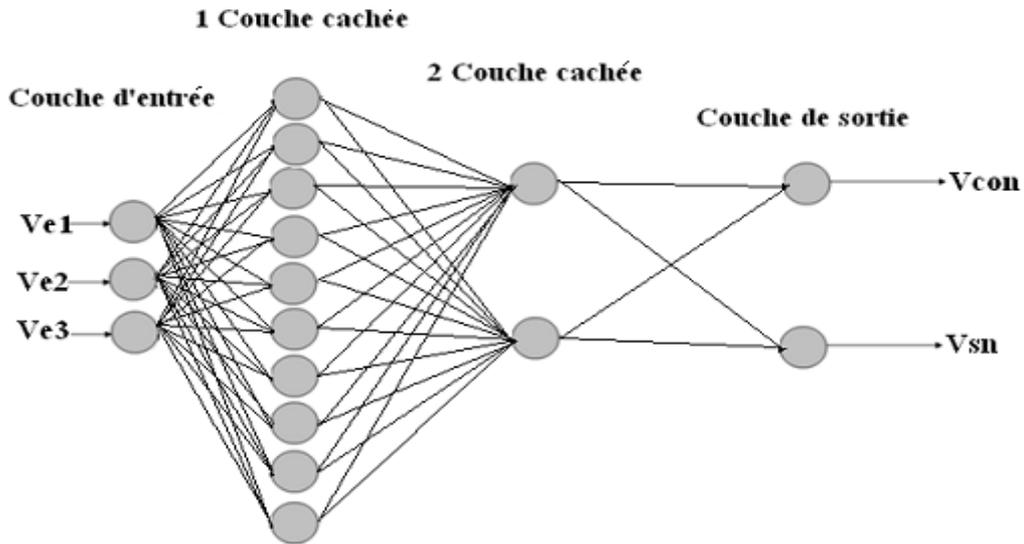


Figure V.2 : L'architecture du réseau après optimisation

Le tableau V.1 résume tous les paramètres du réseau après optimisation.

Tableau V.1 Paramètres de l'architecture optimisée

| Paramètres | Valeurs optimisées |
|------------------------|-------------------------------|
| Base de données | Base d'entrainement 250 |
| | Base de test 50 |
| Architecture | 10-2-2 Feed-forward MLP |
| Fonctions d'activation | Logsig-Logsig- linéaire |
| Règle d'apprentissage | Rétro propagation des erreurs |
| EQM d'apprentissage | $<10^{-6}$ |
| Nombre d'itérations | 1000 |

2. Tests et résultats

Pour tester les performances du système multicapteurs conçu auparavant, nous avons considéré des tests pour différentes sources de gaz dans différentes conditions, voir la dépendance à la nature du gaz, à la température, et à l'humidité.

Les tests qui suivent montrent la réponse du modèle du module de prédiction (nature de gaz et sa concentration) lorsqu'on lui injecte à ses entrées Ve1, Ve2 et Ve3 respectivement les sorties des correcteurs CorTGS822, CorTGS813 et CorTGS821 ; à de différentes températures ambiantes; et à de différentes valeurs d'humidité.

La figure V.3 montre que le modèle conçu discrimine correctement le méthane à des concentrations variable ; à 20°C de température ; et à 65% d'humidité.

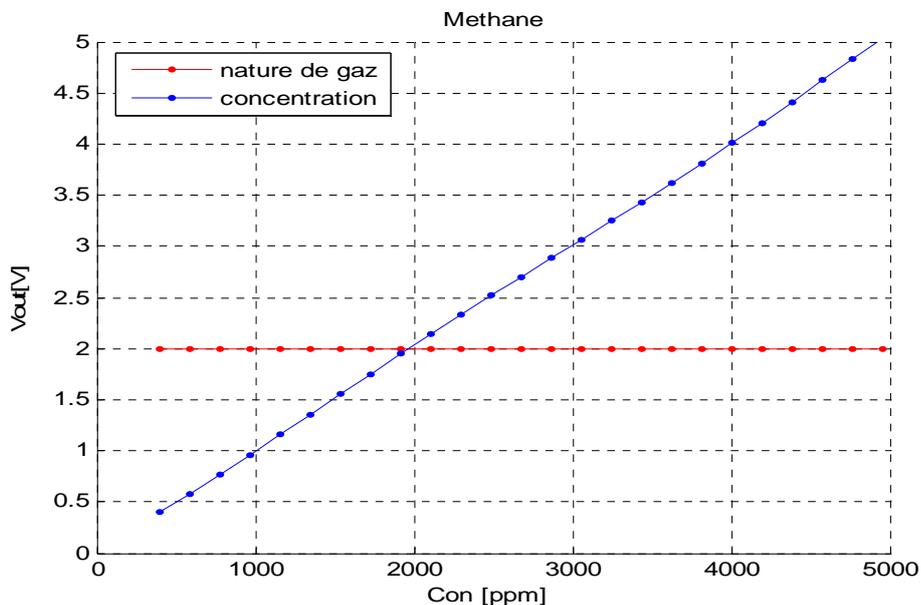


Figure V.3 : Réponse du modèle de prédiction en fonction de la concentration au Méthane à 20°C, et à 65% RH

La figure V.4 montre que le modèle conçu discrimine correctement le Monoxyde de Carbone à des concentrations variable ; à 0°C de température ; et à 100% d'humidité.

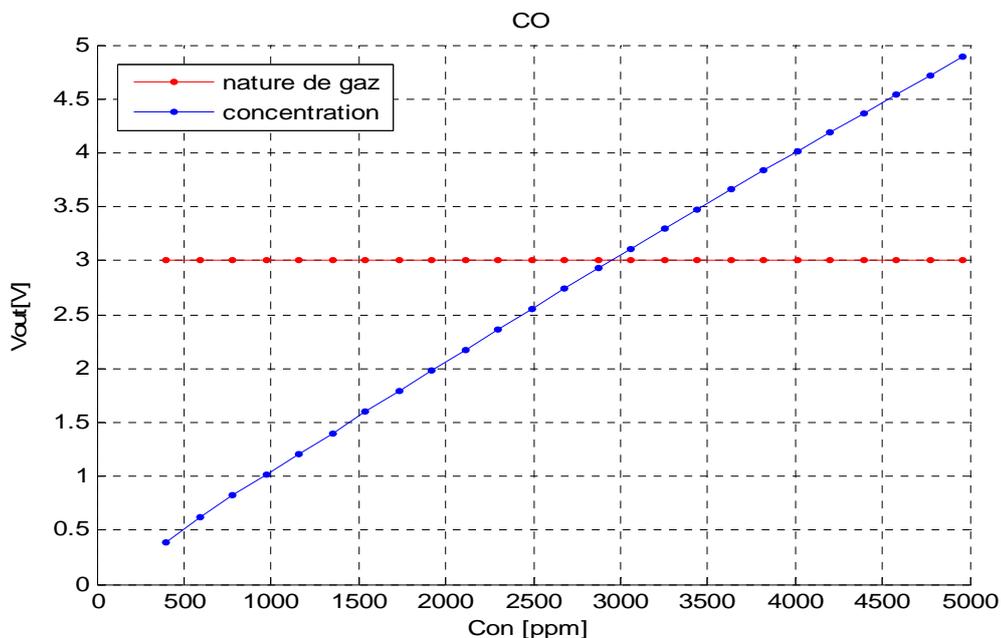


Figure V.4 : Réponse du modèle de prédiction en fonction de la concentration au CO à 0°C, et à 100% RH

La figure V.5 montre que le modèle conçu ne discrimine pas correctement l'Acétone dans des concentrations moins de 4500ppm.

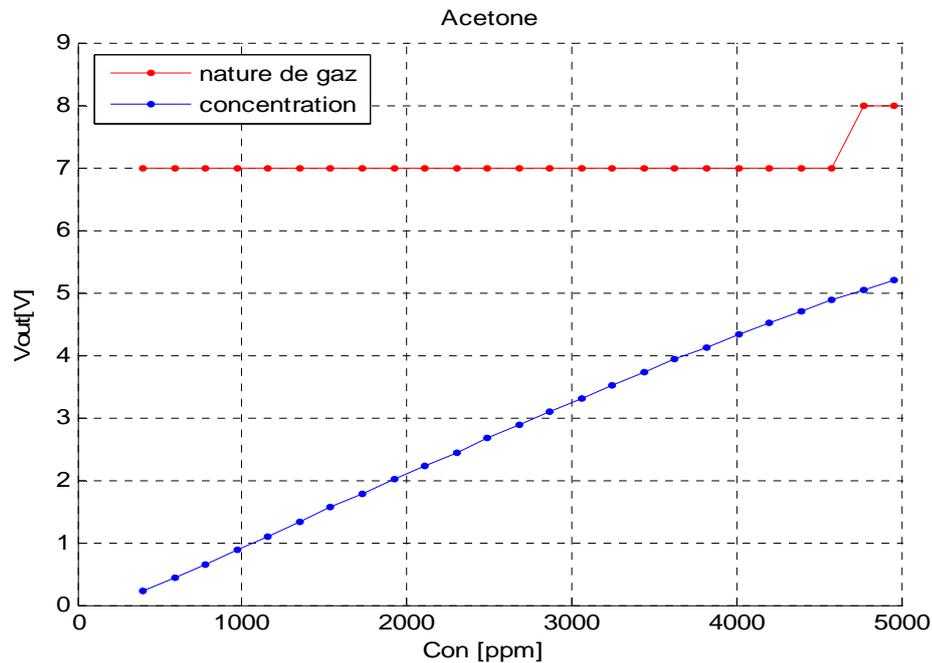


Figure V.5 : Réponse du modèle de prédiction en fonction de la concentration à l'Acétone

3. Discussions des résultats

Les résultats obtenus, montrent que : le modèle développé a permis de concevoir un module sélective pour la détection de 6 gaz (CO, Méthane, Ethanol, Hydrogène, Propane, Isobutane) la réponse de ce module est complètement indépendant de la température et de l'humidité. Cependant ce module pour des concentrations élevées ne fait pas la distinction entre les trois gaz (Acétone, benzène, n-Hexane)

4. Schéma de simulation global du capteur intelligent

Dans le but de tester les performances du modèle de prédiction dans un environnement électrique nous l'avons implanté comme composant électrique dans la bibliothèque du simulateur ORCAD-PSPICE et pour le test de ce composant nous avons regroupé en même temps les trois modèles et leur modèles-correcteurs précédemment étudié dans un seul schéma en utilisant le simulateur ORCAD-PSPICE figure V.6.

Les résultats de simulations obtenus confirment les résultats de simulation et de test effectués avec le MATLAB présenté au paragraphe précédent

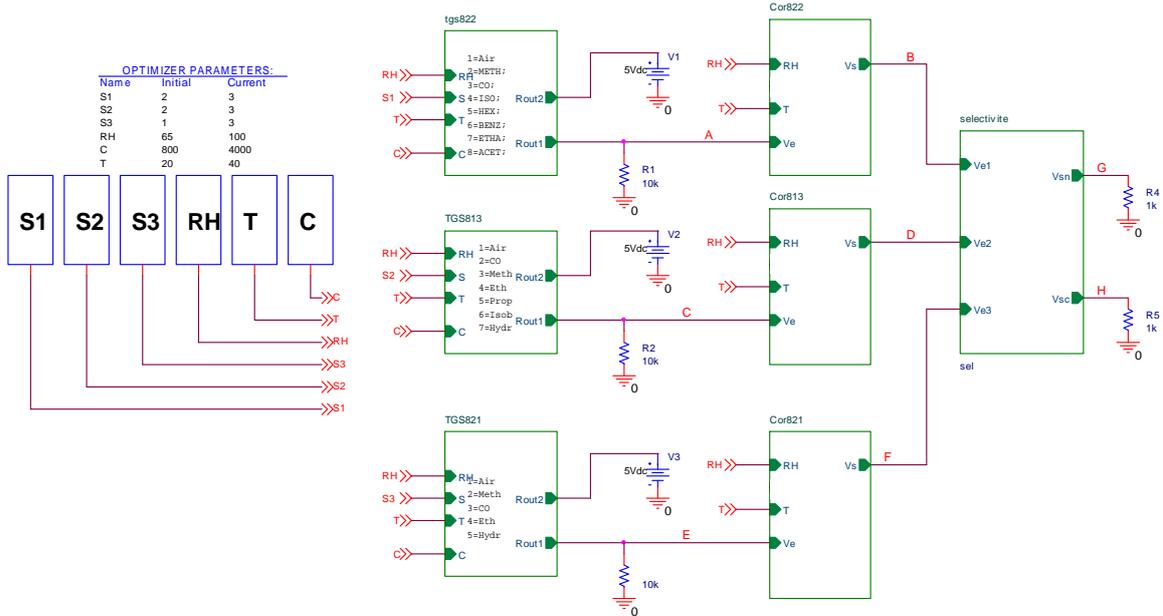


Figure V.6: Circuit de test du modèle du système de prédiction

Les tests suivants illustrent la réponse du système multicapteurs à base de TGS822 TGS813 et TGS821 avec leurs correcteurs, et le module de prédiction aux différents gaz et dans des conditions dynamiques de l'environnement.

4.1 Effet de la concentration et de la nature du gaz

Par l'analyse « DC- SWEEP » en fixant le gaz comme étant du Méthane. L'humidité et la température sont également constantes. On fait varier la concentration de 400 à 5000ppm, on obtient les résultats de la figure V.7.

Par la même analyse et avec les mêmes conditions. En changeant le Méthane comme étant du CO, on obtient les résultats de la figure V.8.

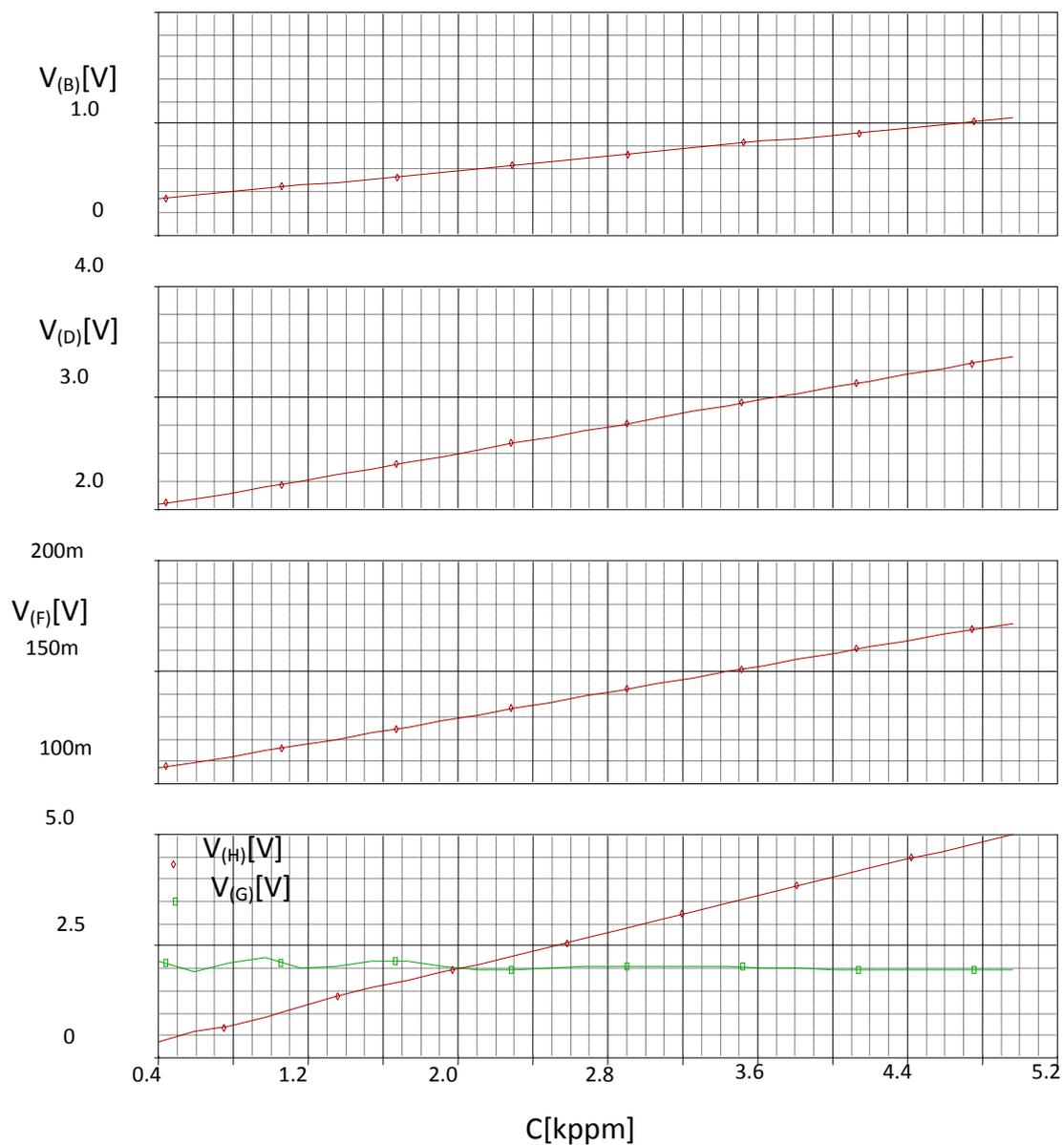


Figure V.7 : Variation des tensions de sortie des trois correcteurs V_{e1} , V_{e2} et V_{e3} et V_G et V_H sortie du modèle de prédiction en fonction de la concentration à 20°C et à 35% RH pour la détection du Méthane.

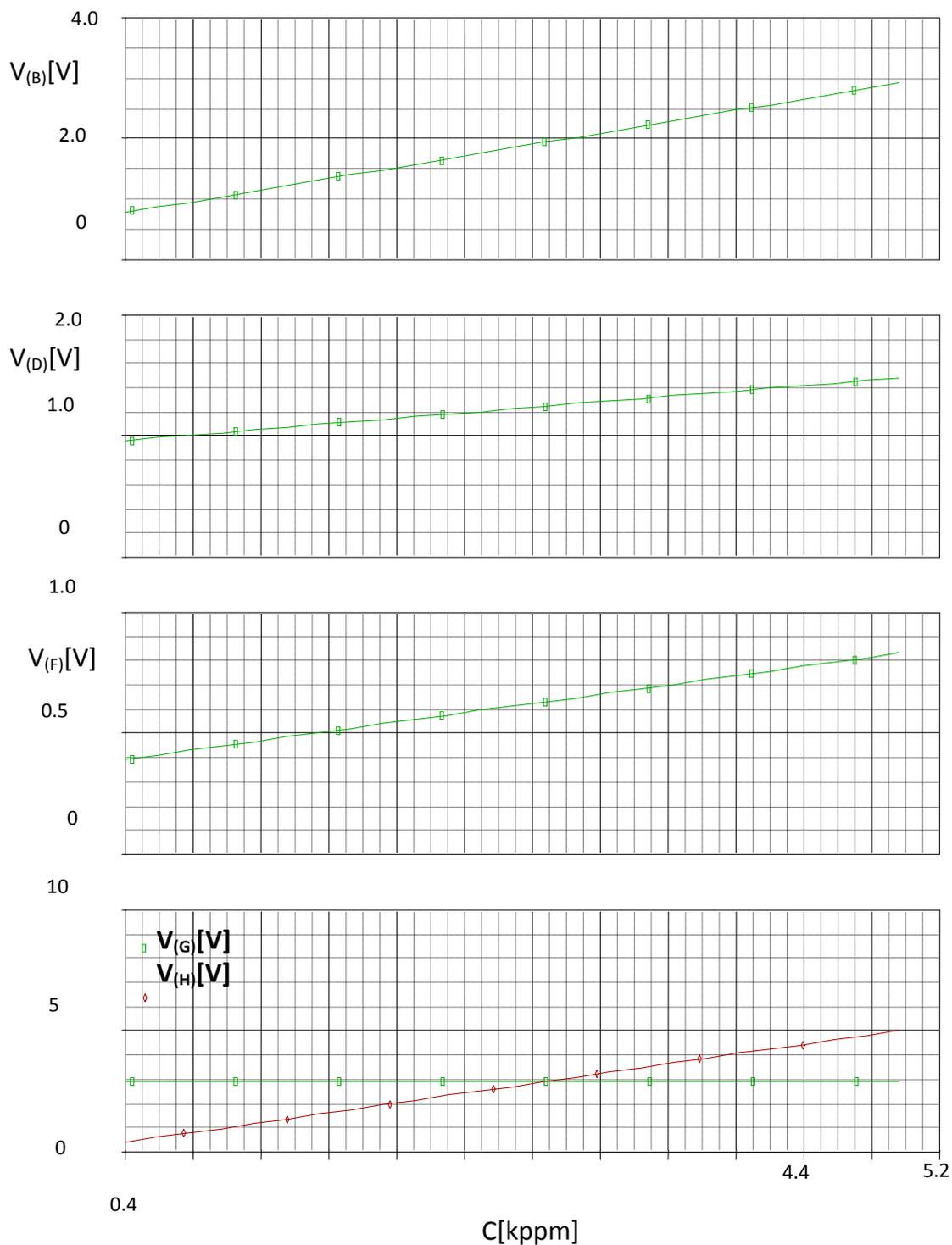


Figure V.8 : Variation des tensions de sortie des trois correcteurs Ve1, Ve2, Ve3 et V_G et V_H sortie du modèle de prédiction en fonction de la concentration à 20°C et à 35% RH pour la détection du CO.

Les tests précédant montrent que le modèle conçu discrimine parfaitement le Méthane la tension V_G=2V constante et le CO V_G=3V à des concentrations linéairement variable

Une tension linéaire en fonction de la concentration qui varie de 0.4 à 5V donne la concentration du gaz prédit.

4.2 Effet de la température

Par une analyse « DC- SWEEP » en fixant le gaz comme étant de l'Hydrogène. L'humidité et la concentration sont également constantes. On fait varier la température de 0 à 40°C, on obtient les résultats suivant :

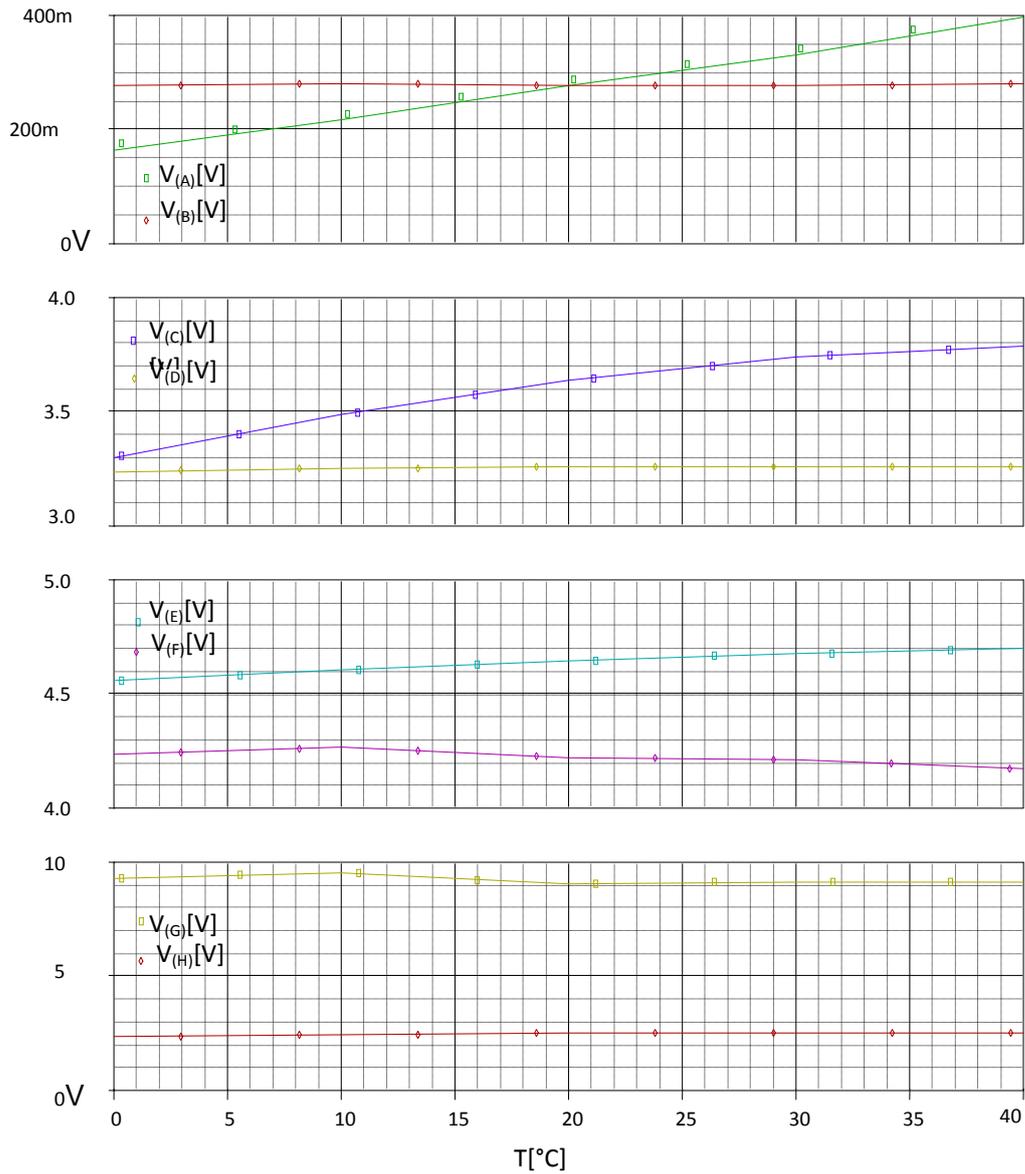


Figure V.9 : Variation des tensions de sortie de chaque capteur et son correcteur et Vsng et Vsc sortie du modèle de prédiction en fonction de la température pour 2500ppm de l'Hydrogène et à 65% RH

La figure II.53 montre que le modèle conçu discrimine parfaitement 2500 ppm ($V_H=2.5V$) de l'Hydrogène ($V_G=9V$), indépendamment de la température (V_H et V_G restent constantes).

4.2 Effet de l'humidité

L'effet de l'humidité est introduit par une analyse « DC- SWEEP » la figure V.10 illustre l'influence de l'humidité sur les entrées et les sorties des correcteurs et sur le module sélective.

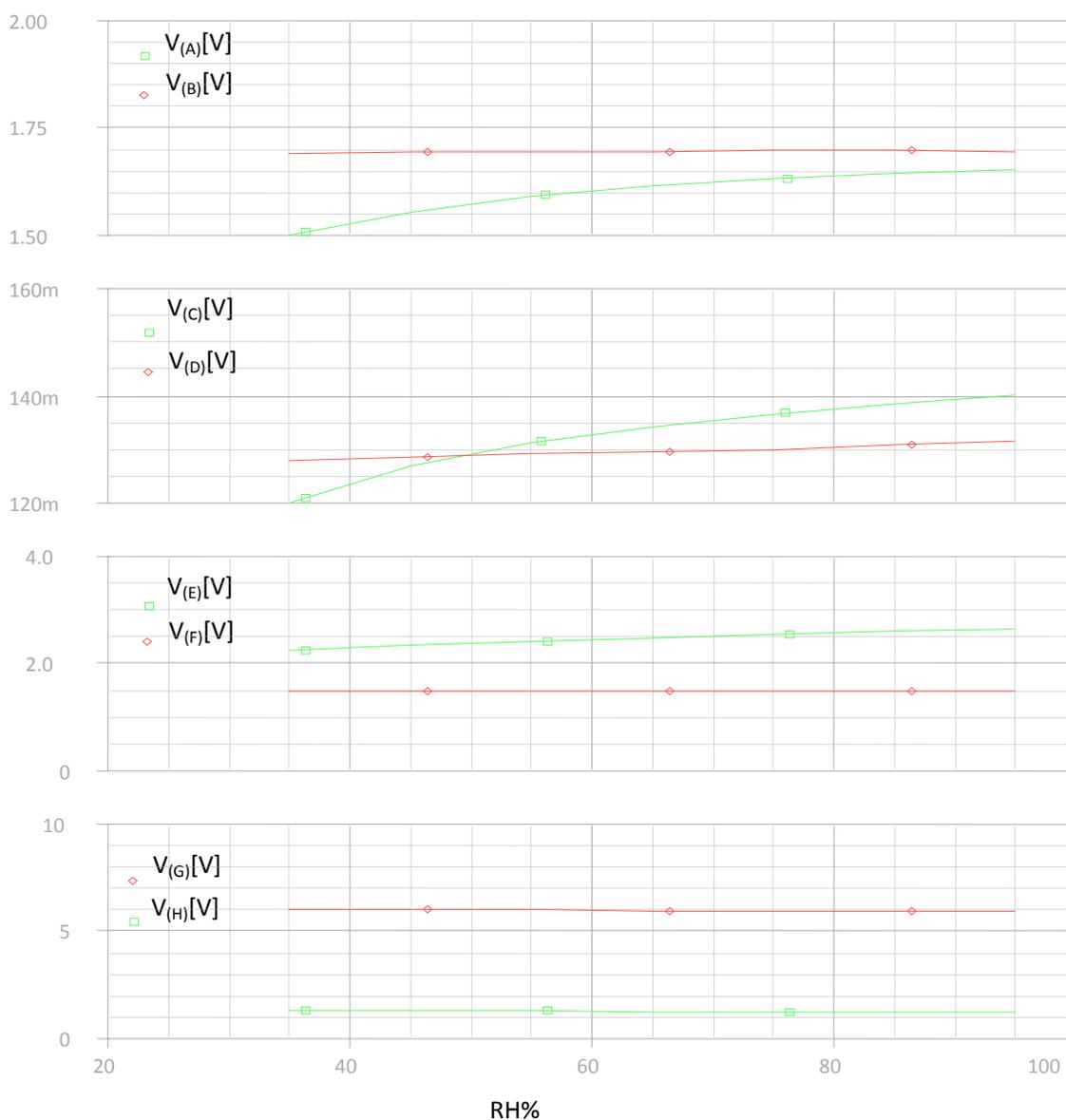


Figure V.10 : Variation des entrées et des sorties des correcteurs et du module sélective en fonction de l'humidité relative RH à 20 °C pour la détection de 1300 ppm du benzène.

La figure V.10 montre que la méthode discrimine 1300 ppm ($V_{(H)} = 1.3$ V) du benzène, ($V_{(G)} = 6$ V), et reste constante en fonction des changements de l'humidité.

Conclusion

Nous avons développé une approche "multicapteurs", qui a pour but d'exploiter de manière optimale les capteurs partiellement sélectifs et qui permet de décerner la nature et la concentration d'une source de gaz.

Les résultats de simulation montrent que le système multicapteurs conçu a permis de détecter six gaz avec leurs concentrations à une précision acceptable et dans un milieu dynamique. Cependant ce système n'a pas pu faire une distinction entre trois gaz détectés, cela est dû beaucoup plus, au choix des capteurs utilisés.

La sélectivité est d'autant plus faible que les capteurs répondront de manière similaire et sera nulle, si les réponses des capteurs sont identiques. La qualité de la prédiction des concentrations est dépendante non seulement de la sélectivité des capteurs mais aussi de la différence de sélectivité entre eux.

***CHAPITRE.VI Imitation du comportement du
cerveau humain dans l'identification des odeurs***

Introduction

Dans la partie I nous avons présenté les méthodes classiques pour identifier et quantifier les composants gazeux. Nous avons également montré le besoin d'appareils qui peuvent mesurer des gaz polluants. C'est pourquoi la conception de nouveaux dispositifs de contrôle atmosphérique d'utilisation flexible et de faible coût représente actuellement un domaine de recherche grandissant.

Le but principal du nez électronique dans les applications environnementales est de compléter des techniques d'analyses classiques chimiques basées sur l'électrochimie ou les méthodes spectroscopiques, notamment pour quantifier de façon globale des ambiances complexes. Ces dernières techniques ont l'avantage de fournir des données analytiques précises. Cependant ce sont des instruments qui permettent difficilement d'obtenir une estimation rapide de toutes les espèces chimiques détectées et ils sont très chers et volumineux [11].

Le principe d'un nez électronique est inspiré de celui du nez humain. Celui-ci conduit les effluves vers une zone qui s'appelle épithélium olfactif. L'information est ensuite amenée par le nerf olfactif au cerveau qui reconnaît l'odeur. Le nez électronique associe un ou plusieurs capteurs de gaz avec un élément intelligent, qui peut être un ordinateur qui utilise des méthodes de reconnaissance [49]. Certaines méthodes dites supervisées déterminent des règles de décision, qui permettent l'identification d'échantillons gazeux inconnus, ce qui est le but du nez électronique.

2. L'apprentissage automatique (continu)

Bien que nous n'ayons pas encore une définition complète de l'intelligence, nous pouvons admettre a priori qu'elle inclut raisonner, planifier, penser abstraitement, comprendre des idées et le langage et, surtout, apprendre.

Le défi considérable de l'apprentissage automatique est de développer un algorithme capable de résoudre efficacement des problèmes de classification/prédiction de natures diverses. Cette discipline consiste à construire des classificateurs/prédicteurs qui permettent de déterminer la classe d'un nouvel exemple après avoir appris en traitant des exemples d'entraînement. La qualité d'un algorithme d'apprentissage dépend donc de sa capacité à construire un classificateur qui généralise le phénomène observé. En ce sens, on peut comparer un bon algorithme d'apprentissage à un bon élève, chez qui la compréhension de la matière va au-delà de la stricte mémorisation des exemples étudiés. Lorsqu'il apprend une

nouvelle notion, cet élève sait en dégager les caractéristiques clés. Un bon algorithme d'apprentissage doit incorporer des mécanismes le dotant de capacités similaires. Chaque algorithme d'apprentissage suggère sa propre stratégie afin de généraliser les données

L'objectif principal en apprentissage automatique est de produire des classificateurs/prédicteurs qui se trompent le moins souvent possible lors de la classification/prédiction de nouveaux exemples. C'est donc dans cette direction que la recherche avance. Une autre préoccupation importante est que la construction des classificateurs soit faite en un temps raisonnable. [114]

3. Description de l'algorithme développé

Dans les applications de la vie réelle une infinité d'odeurs et de mélanges de gaz peut être exposé au capteur ainsi que les changements dynamiques de l'environnement peuvent se produire. De ce fait l'hypothèse de stationnarité des données d'entraînement qui est généralement faite dans le processus d'apprentissage des réseaux de neurones n'est pas conservé, la performance du réseau est considérablement dégradée si les conditions de fonctionnement actuel sont différentes de celles initialement formés. Pour améliorer les performances des réseaux de neurones dans de telles applications une procédure de réapprentissage est nécessaire qui ajuste le comportement du réseau à l'état actuel. La procédure de sous-modélisation (apprentissage automatique) est constituée de trois phases:

- a) Un processus de décision qui détermine quand un nouveau sous-modèle devrait être créé.
- b) Acquisition d'un ensemble de nouvelles données créé par l'environnement actuel.
- c) Un processus d'entraînement pour le nouveau sous-modèle et qui s'adapte efficacement avec l'environnement actuel.

La figure VI.1 présente un schéma descriptif de la méthode de la sous-modélisation continue utilisée

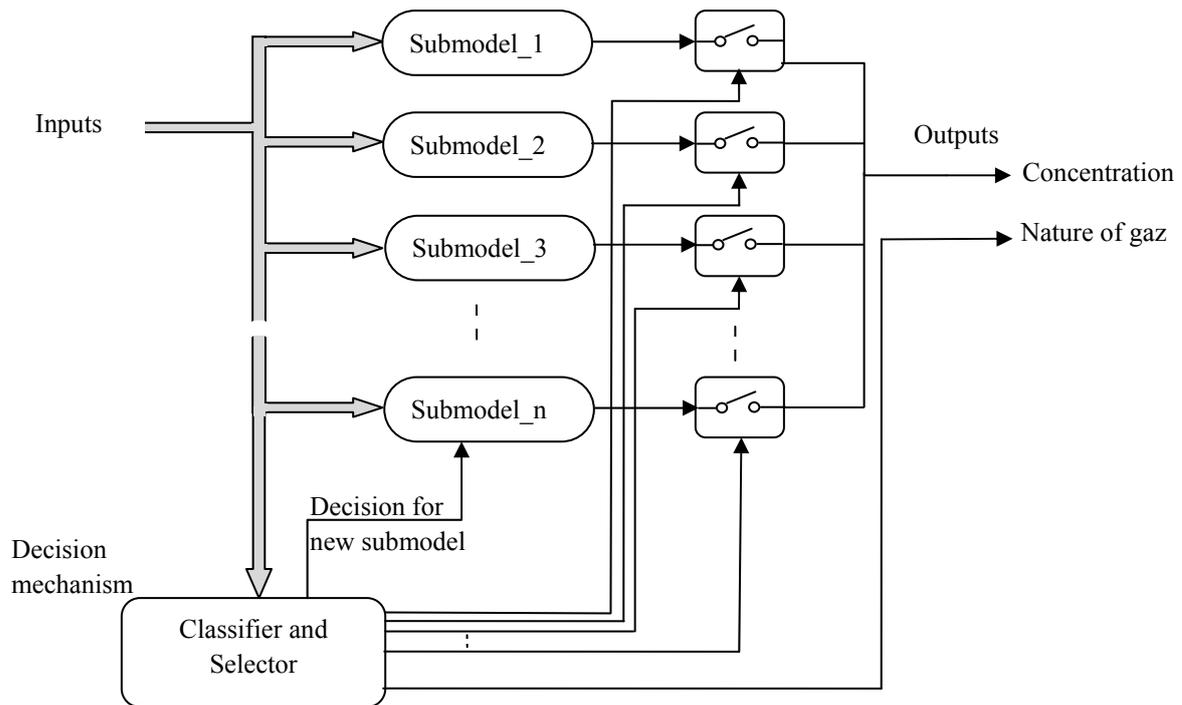


Figure VI.1 : Schéma de la méthode de la sous-modélisation continue utilisée

5. Test de l'algorithme pour des gaz purs

Pour tester les performances du système multicateurs avec l'algorithme décrit dans la section précédente nous avons considéré des tests pour la dépendance à la nature et la concentration du gaz,

Les tests qui suivent montrent la réponse de ce modèle (nature de gaz et sa concentration) pour différentes concentrations des gaz.

5.1 Test de l'algorithme pour l'éthanol

La base de données d'apprentissage est celle utilisée dans les chapitres précédant pour l'éthanol. Chaque vecteur d'entrée passe par les étapes suivantes:

- Un test d'appartenance et de classification (le vecteur est testé à quel sous-modèle appartient-il) donc il nous donne la nature de gaz
- Le sous-modèle sélectionné nous donne une réponse qui est la concentration du gaz sélectionné.

Le tableau suivant donne les réponses de la méthode pour des entrées de test de différentes concentrations de l'éthanol

Tableau VI.1 Les réponses de la méthode pour le test de l'éthanol

| N° de test | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|-----------------|-------------|----------|---------|---------|---------|---------|---------|
| C tester (ppm) | 50 | 1050 | 1450 | 2250 | 3050 | 3850 | 4250 |
| Capteur1 (V) | 0.136 | 0.156 | 0.179 | 0.193 | 0.204 | 0.214 | 0.217 |
| Capteur2 (V) | 1.886 | 2.448 | 2.823 | 3.022 | 3.184 | 3.311 | 3.367 |
| Capteur3 (V) | 2.358 | 3.453 | 3.894 | 4.078 | 4.205 | 4.295 | 4.336 |
| Capteur4 (V) | 2.977 | 3.538 | 3.849 | 4 | 4.111 | 4.194 | 4.212 |
| C prédite (ppm) | Pas reconnu | 1050.548 | 1449.53 | 2249.56 | 3048.69 | 3849.96 | 4250.54 |
| Erreur (ppm) | 50 | 0.548 | -0.46 | -0.43 | -1.31 | -0.03 | 0.45 |

Les figures suivantes présentent les données du tableau VI.1 sous forme d'histogramme

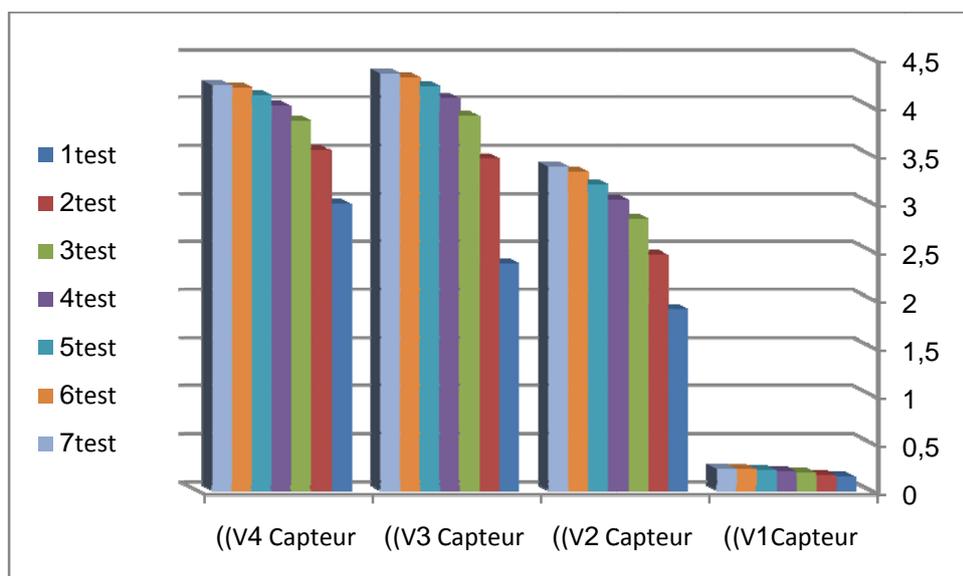


Figure VI.2 Réponse des capteurs pour l'Ethanol selon le test

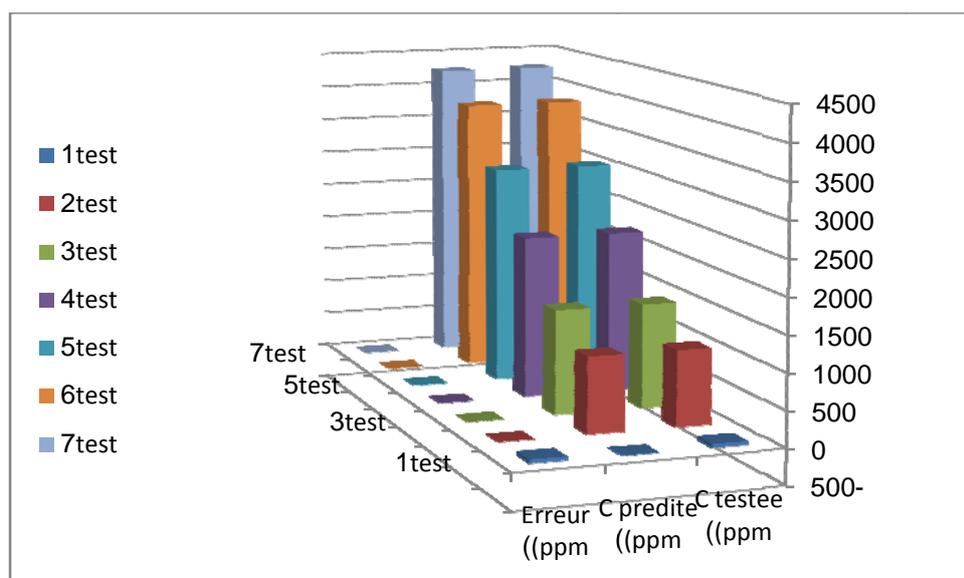


Figure VI.3 Concentration testée et prédite par la méthode selon le test de l'Ethanol

On examinant les résultats on peut conclure que:

La méthode a discriminée tous les tests comme de l'éthanol sauf pour le test de 50ppm la méthode envoi le message de ne pas reconnaître cette entrée

La méthode a discriminée les concentrations testée avec une erreur max de 0.04%

5.2 Test de l'algorithme pour l'Hydrogène

La base de données d'apprentissage est celle utilisée dans les chapitres précédant pour l'hydrogène. Chaque vecteur d'entrée passe par les mêmes étapes décrites auparavant (test d'appartenance et prédiction de la concentration) :

Le tableau suivant donne les réponses de la méthode pour des entrées de test de différentes concentrations de l'hydrogène

Tableau VI.2 Les réponses de la méthode pour le test de l'hydrogène

| N° de test | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|-----------------|-------|--------|-------|-------|-------|--------|-------|
| C tester (ppm) | 50 | 850 | 1650 | 2850 | 3450 | 4050 | 4850 |
| Capteur1 (V) | 4.830 | 4.923 | 4.949 | 4.965 | 4.969 | 4.971 | 4.972 |
| Capteur2 (V) | 4.602 | 4.742 | 4.797 | 4.835 | 4.847 | 4.857 | 4.867 |
| Capteur3 (V) | 4.250 | 4.713 | 4.832 | 4.882 | 4.896 | 4.907 | 4.920 |
| Capteur4 (V) | 0.470 | 0.507 | 0.549 | 0.627 | 0.676 | 0.732 | 0.824 |
| C prédite (ppm) | 50.1 | 849.99 | 1650 | 2850 | 3450 | 4049.9 | 4850 |
| Erreur (ppm) | 0.01 | 0.01 | 0 | 0 | 0 | -0.03 | 0 |

Les figures suivantes présentent les données du tableau VI.2 sous forme d'histogramme

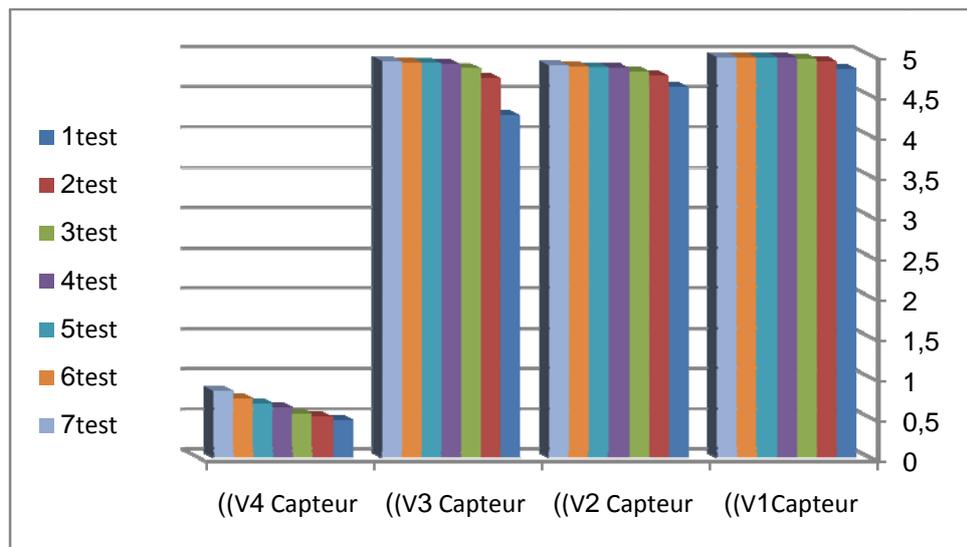


Figure VI.4 Réponse des capteurs pour l'Hydrogène selon le test

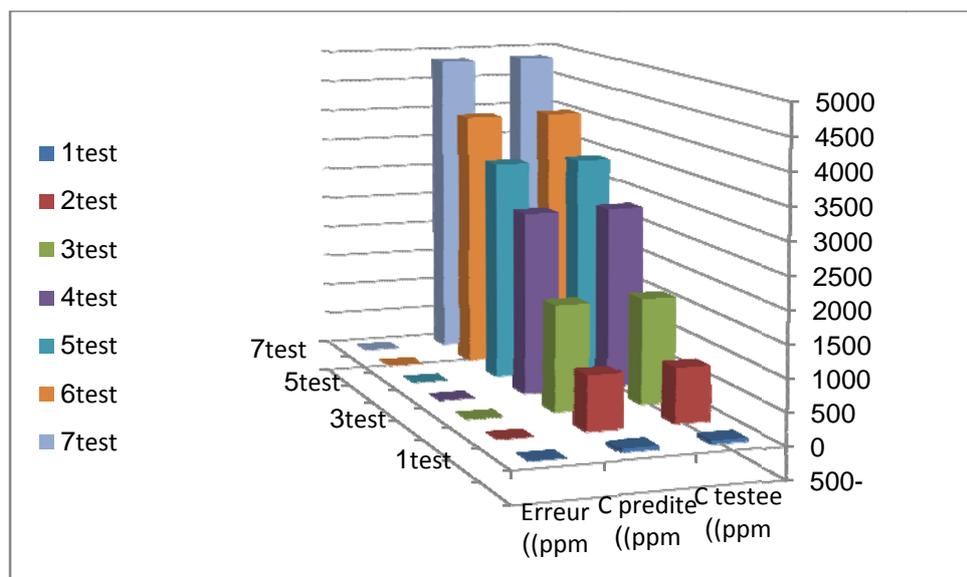


Figure VI.5 Concentration testée et prédite par la méthode selon le test de l'Hydrogène

La méthode a discriminée tout les tests comme de l'Hydrogène et avec une erreur max de 0.007% pour toutes les concentrations testée

5.3 Test de l'algorithme pour le Monoxyde du Carbone (CO)

Le tableau suivant donne les réponses de la méthode pour des entrées de test de différentes concentrations du CO

Tableau VI.3 Les réponses de la méthode pour le test de du Monoxyde du Carbone (CO)

| N° de test | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|-----------------|---------|---------|--------|--------|--------|-------|--------|
| C tester (ppm) | 250 | 650 | 1250 | 1850 | 2450 | 3250 | 4450 |
| Capteur1 (V) | 1.068 | 1.157 | 1.249 | 1.249 | 1.397 | 1.465 | 1.546 |
| Capteur2 (V) | 4.197 | 4.444 | 4.560 | 4.560 | 4.669 | 4.713 | 4.757 |
| Capteur3 (V) | 3.904 | 4.709 | 4.807 | 4.807 | 4.876 | 4.899 | 4.918 |
| Capteur4 (V) | 4.598 | 4.764 | 4.815 | 4.815 | 4.867 | 4.886 | 4.905 |
| C prédite (ppm) | 250.078 | 650.987 | 1247.4 | 1847.2 | 2449.4 | 3250 | 4449.9 |
| erreur (ppm) | 0.078 | 0.98 | -2.6 | 2.7 | 0.6 | 0 | 0.1 |

Les figures suivantes présentent les données du tableau VI.3 sous forme d'histogramme

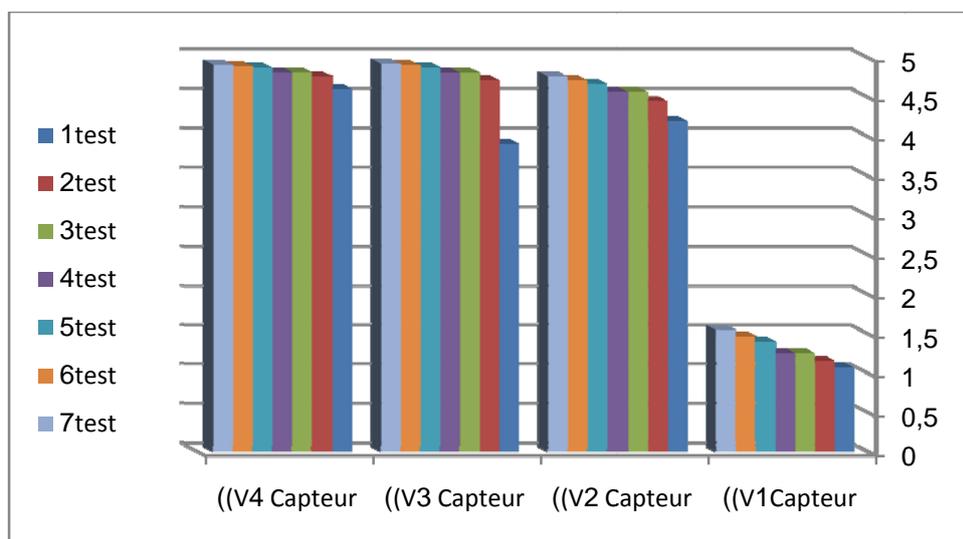


Figure VI.6 Réponse des capteurs pour le Monoxyde du Carbone (CO) selon le test

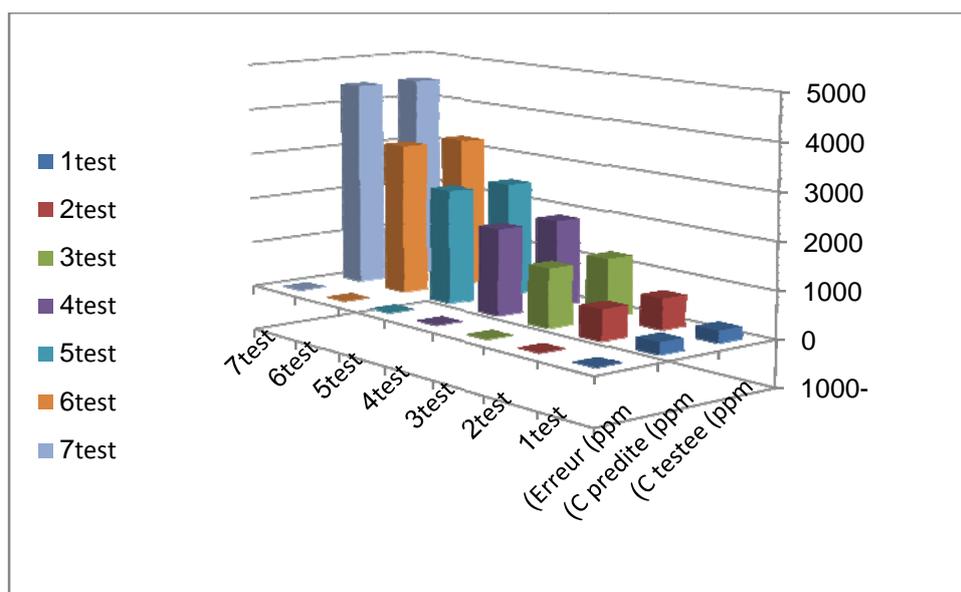


Figure VI.7 Concentration testée et prédite par la méthode selon le test du Monoxyde du Carbone (CO)

La méthode a discriminée tout les tests comme du Monoxyde du Carbone (CO) et avec une erreur max de 0.14% pour toutes les concentrations testée

5.4 Test de l'algorithme pour le Méthane

Le tableau suivant donne les réponses de la méthode pour des entrées de test de différentes concentrations du Méthane

Tableau VI.4 Les réponses de la méthode pour le test de du Méthane

| N° de test | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|-----------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| C tester (ppm) | 250 | 1050 | 1850 | 2450 | 3050 | 3850 | 4650 |
| Capteur1 (V) | 0.924 | 1.029 | 1.123 | 1.179 | 1.222 | 1.273 | 1.309 |
| Capteur2 (V) | 4.428 | 4.599 | 4.668 | 4.699 | 4.724 | 4.748 | 4.766 |
| Capteur3 (V) | 2.551 | 3.064 | 3.276 | 3.379 | 3.459 | 3.547 | 3.620 |
| Capteur4 (V) | 3.217 | 3.559 | 3.726 | 3.814 | 3.874 | 3.939 | 3.980 |
| C prédite (ppm) | 249.9 | 1051.1 | 1850.2 | 2451.2 | 3048.3 | 3849.7 | 4649.7 |
| erreur (ppm) | -0.1 | 1.1 | 0.2 | 1.2 | -2.6 | -0.3 | -0.3 |

Les figures suivantes présentent les données du tableau VI.4 sous forme d'histogramme

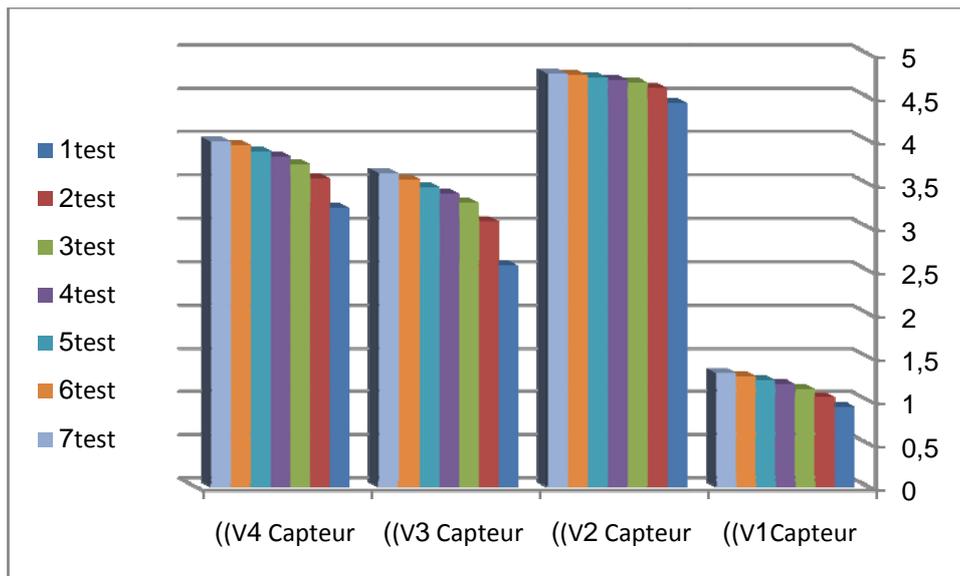


Figure VI.8 Réponse des capteurs pour le Méthane selon le test

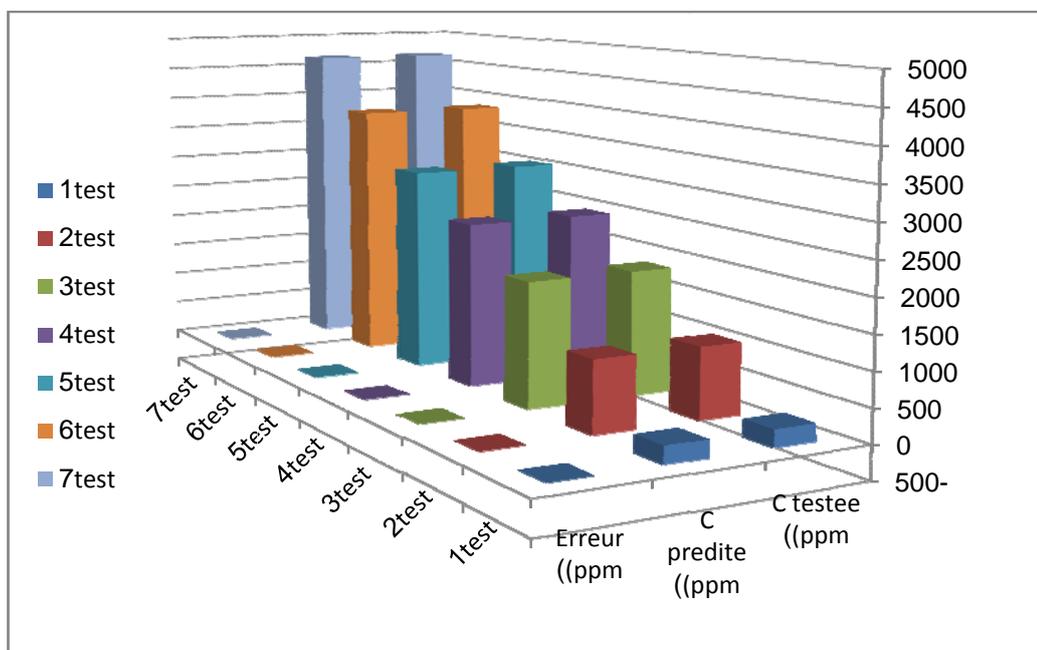


Figure VI.9 Concentration testée et prédite par la méthode selon le test du Méthane

La méthode a discriminée toutes les concentrations testée comme du Méthane avec une erreur max de 0.08%

Les résultats obtenus, montrent que : la méthode développée a permis la détection et l'analyse sélective et quantitative des gaz (CO, Méthane, Ethanol, Hydrogène) pour différentes concentrations.

6. Test de l'algorithme pour la classification et l'identification des feux

La base de données d'apprentissage et de test a été utilisée par [115] dans leur travaux pour l'identification et la classification des feux. Après test d'appartenance (c'est un feu), le réseau dans ce cas là a trois sortie (pas de feu, classe A, classe B)

Le tableau suivant donne les réponses de la méthode pour des entrées de test de différentes sources de feux et avec de différentes intensités.

Tableau VI.5 Les réponses de la méthode pour la classification et l'identification des feux

| Echantillon testé | papier | papier | pétrole | pétrole | plastique | plastique | bois | bois |
|--------------------|----------|----------|----------|----------|-----------|-------------|----------|----------|
| Capteur1 (V) | 0.14 | 0.06 | 0.10 | 0.24 | 0.09 | 0.01 | 0.13 | 0.13 |
| Capteur2 (V) | 0.72 | 0.66 | 0.69 | 0.85 | 0.38 | 0.43 | 0.60 | 0.55 |
| Capteur3 (V) | 0.63 | 0.60 | 0.52 | 0.72 | 0.39 | 0.56 | 0.60 | 0.70 |
| Capteur4 (V) | 0.52 | 0.55 | 0.69 | 0.74 | 0.35 | 0.50 | 0.66 | 0.73 |
| Echantillon prédit | Classe A | Classe A | Classe B | Classe B | Classe A | Pas reconnu | Classe A | Classe A |
| Identification | 100% | | 100% | | 50% | | 100% | |

À partir du tableau:

La méthode a discriminée les tests des feux et les classe en deux classes (papier, plastique, bois) comme classe A et (pétrole) comme classe B. un test du plastique na pas été identifier.

7. Test de l'algorithme pour la détection des anomalies dans les circuits des capteurs

Pour tester les capacités de l'algorithme pour la détection des pannes dans les circuits des capteurs avec l'algorithme décrit nous avons considéré des tests pour des courts circuits et des circuits ouverts.

Le tableau suivant donne les réponses de la méthode pour des entrées de test de différentes valeurs d'anomalies des entrées (nous considérons le test de l'éthanol).

Tableau VI.6 Les réponses de la méthode pour la détection de l’Ethanol avec des pannes dans les circuits des capteurs

| N° de test | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 |
|-----------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| C tester (ppm) | 50 | 1050 | 1450 | 2250 | 3050 | 3850 | 4250 |
| Capteur1 (V) | 5 | 5 | 5 | 5 | 0 | 0 | 0 |
| Capteur2 (V) | 1.886 | 5 | 5 | 5 | 0 | 0 | 3.367 |
| Capteur3 (V) | 2.358 | 3.453 | 5 | 5 | 4.205 | 0 | 5 |
| Capteur4 (V) | 2.977 | 3.538 | 3.849 | 5 | 4.111 | 4.194 | 4.212 |
| C prédite (ppm) | Pas reconnu |

À partir du tableau:

La méthode a détectée toutes les variantes testées des défauts (court circuit ou circuit ouvert). La méthode envoi le message de ne pas reconnaître cette entrée

Conclusion

L’analyse des gaz avec un réseau de capteurs associe à un algorithme d'apprentissage continu a été utilisée dans ce chapitre. Le système a été utilisé pour classer, identifier et quantifier différents gaz, purs ou en mélange. Il permet de classer et d’identifier les gaz purs (CO, Méthane, Hydrogène et éthanol) avec une concentration variant de 50 ppm à 5000 ppm.

Le système a été aussi testé pour l'identification et la classification des feux selon leur degré de danger.

La technique développée dans ce chapitre permet aussi une exacte détection de pannes ou d'anomalies dans le fonctionnement des circuits des capteurs.

Cette technique peut être généralisée pour d'autres capteurs de gaz, ou même utiliser pour des systèmes dont le besoin d'un apprentissage continu ou d'un réapprentissage est nécessaire.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Conclusion et perspectives

La faible sélectivité des capteurs à base d'oxyde métallique constitue la limitation majeure au développement de leur utilisation. Dans un premier temps, après avoir mis en évidence la cause de ce manque de sélectivité, nous avons présenté l'ensemble des méthodes étudiées depuis une vingtaine d'années pour y remédier. La majorité d'entre elles ne permettent d'obtenir qu'une sélectivité partielle, c'est-à-dire que l'on détecte un gaz de façon préférentielle par rapport à un autre ou, parfois, à une autre famille de gaz. La difficulté est encore accrue quand il s'agit d'analyser simultanément plusieurs gaz ou de détecter la présence d'un gaz dans un milieu susceptible de contenir plusieurs gaz et dans un environnement dynamique. Il apparaît clairement qu'une telle tâche ne peut pas être assurée par un seul capteur, mais par une association de plusieurs capteurs. On fait alors recours à un système multicapteur dont le grand nombre de données fournies nécessite des méthodes d'analyse multivariable. Un tel dispositif est également appelé *nez électronique*.

La modélisation par les réseaux de neurones nous a aussi démontré leur grande capacité d'adaptation aux différents phénomènes dynamiques à condition de posséder une base de donnée assez représentative sur le phénomène à étudier.

Des bases de données ont été dressées à partir des capteurs de gaz (MOX) disponible sur le marché. Dans cette thèse nouvelles méthodes ont été élaborées : L'une à multicapteurs et l'autre imite le comportement humain.

L'outil essentielle à cette thèse est les réseaux de neurones, que ce soit pour la modélisation des capteurs, des correcteurs, du module de prédiction ou pour l'algorithme d'apprentissage continu.

Les modèles ANN des capteurs conçus sont implémentés comme des composants dans la bibliothèque du simulateur ORCAD-PSPICE. Ils expriment fidèlement le comportement des capteurs dans des conditions dynamiques, du fait qu'ils tiennent compte de la dépendance en température, de l'humidité et de la nature du gaz.

Les modèles correcteurs conçus sont implémentés, comme des composants dans la bibliothèque du simulateur. Nous avons regroupé sur un seul circuit chaque capteur et son correcteur formant ainsi des capteurs dit intelligents. En examinant les résultats obtenus, nous pouvons dire qu'ils donnent d'excellents résultats dans un milieu dynamique. En effet, ils délivrent une sortie linéaire par rapport à la concentration du gaz ciblé, complètement

indépendante de la température et de l'humidité et qui peuvent être exploités directement par un processus industriel.

L'approche multicapteurs étudiée est l'une des méthodes utilisées pour améliorer la sélectivité des capteurs MOX. Par l'association de plusieurs capteurs non sélectifs, (ou de sélectivité croisée,) à des méthodes de traitement de données multivariées comme les réseaux de neurones, nous avons pu améliorer considérablement les performances d'identification qualitative et quantitative des gaz.

Nous avons montré que l'amélioration de la sélectivité des capteurs MOX par une approche multicapteurs est possible. En effet, l'utilisation de capteurs commerciaux de sélectivité médiocre, auxquels nous avons associé notre procédure de correction et de compensation avec les ANNs nous a permis de quantifier et d'identifier le gaz.

L'analyse des gaz avec un réseau de capteurs associé à un algorithme d'apprentissage continu a été développée et testée. Le système a été utilisé pour classer, identifier et quantifier différents gaz, purs ou en mélange. Il permet de classer et d'identifier les gaz purs (CO, Méthane, Hydrogène et éthanol) avec une concentration variant de 50 ppm à 5000 ppm.

L'étude menée sur l'identification et la classification des feux selon leur degré de danger a révélé que le système proposé est performant vu les tests positifs obtenus.

Une autre contribution concernant les anomalies qui peuvent se produire sur des capteurs en fonctionnement a été couronnée par un succès du fait de la détection du capteur en panne.

Cette technique peut être étendue à d'autres capteurs de gaz ou même utilisée pour des systèmes qui ont besoin d'un apprentissage continu ou d'un réapprentissage.

Plus la réponse des capteurs choisis est proche, plus la sélectivité diminue à l'inverse si la réponse des capteurs diverge la sélectivité augmente considérablement. Nous avons relevé lors de la modélisation que la qualité de la prédiction des concentrations dépend non seulement de la sélectivité des capteurs mais aussi de la différence de sélectivité entre eux.

En perspective de ce travail, une extension du modèle ANN du capteur de gaz tenant compte d'autres paramètres, peut être envisagée. Les méthodes et les techniques développées au cours de cette thèse peuvent être étendues à d'autres types de détection afin d'améliorer leurs performances et sélectivités. Des études supplémentaires portant sur la réponse des capteurs pour un mélange de gaz avec des concentrations différentes peuvent être envisagées.

L'implantation des réseaux de neurones sur des circuits analogiques ou analogiques programmables dans le but de minimiser le temps de calcul peut être aussi explorée.

L'approche sources aveugles peut être utilisée dans le nez électronique étudié. L'axe combinant la logique floue et les ANNs peut également être envisagé. L'implémentation des modèles élaborés peut être effectuée sur d'autres simulateurs.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

References bibliographiques

- [1] T. Seiyama, N. Yamazoe, S. Yamauchi. "Chemical Sensor Technology" Vol 1, 2, 3 et 4. Elsevier Science Ltd, 1988.
- [2] J. Willet *Gas chromatography*, Editor David Kealey, ACOL, London 1987
- [3] E. Hoffman and J. Charrette, V. Stroobant *Spectrométrie de masse*, Editions Dunod 1999
- [4] F. Rouessac and A. Rouessac *Analyse chimique*, Editions Dunod 2004
- [5] Pascal STROBEL *Conception et réalisation d'un système multicapteurs portable intelligent en vue de la détection des gaz polluants NO₂, H₂S et SO₂ en mélange de faible concentration*. Thèse de doctorat Université Met 2006
- [6] Centre SPIN *Analyse de gaz*, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint Etienne
- [7] I. Zdanevitch *Veille technologique : Capteurs de gaz*, Rapport INERIS, Décembre 2000
- [8] G. Asch et collaborateurs, *Les capteurs en instrumentation industrielle*, Paris, Dunod, 1999
- [9] A.M. Gue *Microcapteurs chimiques réalisés en technologie intégrée Les capteurs chimiques, Edition spéciale du club CMC2*, 1996
- [10] Sofiane Brahim-Belhouari, Amine Bermak, *Fast and Robust Gas Identification System Using an Integrated Gas Sensor Technology and Gaussian Mixture Models* IEEE Sensors journal, vol. 5, N6, (2005) 1433-1444
- [11] Frédéric PARRE *Méthode d'analyse sélective et quantitative d'un mélange gazeux à partir d'un microcapteur à oxyde métallique nanoparticulaire* Thèse de doctorat, l'Institut National Polytechnique de Toulouse, 2006
- [12] Cyril TROPIS *Analyse et Optimisation des performances d'un capteur de gaz à base de SnO₂ nanoparticulaire : Application à la détection de CO et CO₂* Thèse de doctorat Université Toulouse III - Paul Sabatier Octobre 2009
- [13] Kieu An NGO *Etude d'un système multicapteurs pour la détection sélective des gaz* Thèse de doctorat Université Paul Cézanne Aix-Marseille IV 2006
- [14] M. Kamionka *Développement des systèmes multicapteurs et multivariés pour la mesure en continu de polluants atmosphériques* Thèse de doctorat, Ecole des Mines de Saint Etienne, 2005
- [15] J. Orts, E. Llobet, X. Vilanova, J. Bremes and X. Correig *Selective methane detection under varying moisture conditions using static and dynamic sensor signals* Sensors and Actuators B 60 (1999) 106-117
- [16] N.J. Choi, C.H. Shim, K.D. Song, D.S. Lee, J.S. Huh and D.D. Lee *Classification of workplace gas using temperature modulation of two SnO₂ sensing films on substrate* Sensors and Actuators B 86 (2002) 251-258
- [17] A.P. Lee and B.J. Reedy *Temperature modulation in semiconductor gas sensing* Sensors and Actuators B 60 (1999) 35-42
- [18] B.K. Dable, K.S. Booksh, R. Cavicchi and S. Semancik *Calibration of microhotplate conductometric gas sensors by non-linear multivariate regression methods* Sensors and Actuators B 101 (2004) 284-294

Références Bibliographique

- [19] O.V. Safonova, G. Delabouglise, B. Chenevier, A.M. Gaskov and M. Labeau *CO and NO₂ gas sensitivity of nanocrystalline tin dioxide thin films doped with Pd, Ru and Rh* Materials Science and Engineering C 21 (2002) 105-111
- [20] A. Salehi *Selectivity enhancement of indium-doped SnO₂ gas sensors* Thin Solids Films 416 (2002) 260-263
- [21] M. Gaidi, B. Chenevier and M. Labeau *Electrical properties evolution under reducing gaseous mixtures (H₂, H₂S, CO) of SnO₂ thin films doped with Pd/Pt aggregates and used as polluting gas sensors* Sensors and Actuators B 62 (2000) 43-48
- [22] Z. Tianshu, P. Hing, Y. Li and Z. Jiancheng *Selective detection of ethanol vapour and hydrogen using Cd-doped SnO₂-based sensors* Sensors and Actuators B 60 (1999) 208-215
- [23] G. Tournier, C. Pijolat, R. Lalauze and B. Patissier *Selective detection of CO and CH₄ with gas sensors using SnO₂ doped with palladium* Sensors and Actuators B 26-27 (1995) 24-28
- [24] R.S. Niranjana, S.R. Sainkar, K. Vijayamohanana and I.S. Mulla *Ruthenium: tin oxide film as a highly selective hydrocarbon sensor* Sensors and Actuators B 82 (2002) 82-88
- [25] J.H. Yu and G.M. Choi *Selective CO gas detection of CuO- and ZnO-doped SnO₂ gas sensor* Sensors and Actuators B 75 (2001) 56-61
- [26] F. Pourfayaz, A. Khodadadi, Y. Mortazavi and S.S. Mahajerzadeh *CeO₂ doped SnO₂ sensor selective to ethanol in presence of CO, LPG and CH₄* Sensors and Actuators B 108 (2005), 172-176
- [27] P. Ivanov, E. Llobet, X. Vilanova, J. Brezmes, J. Hubalek and X. Correig *Development of high sensitivity ethanol gas sensors based on Pt-doped SnO₂ surfaces* Sensors and Actuators B 99 (2004) 201-206
- [28] S.Rani SCR, M.C.Bhatnagar: *Effect of Fe doping on the gas sensing properties of nano-crystalline SnO₂ thin films*. Sensors and Actuators B 2007, 122:204-210.
- [29] N.Yamazoe GS, K.Shimance: *Oxide semiconductor gas sensors*. Catalysis surveys from Asia 2003, 7:63-75.
- [30] B.K.Min SDC: *Undoped and 0.1 wt.% Ca-doped Pt-catalyzed SnO₂ sensors for CH₄ detection*. Sensors and Actuators B 2005, 108:119-124.
- [31] Peter Tsolov Ivanov *Design, Fabrication and Characterization of Thick-Film Gas Sensors* PhD thesis Universitat Rovira i Virgili Tarragona, Spain 2004
- [32] M. Fleischer, S. Kornely, T. Weh, J. Frank and H. Meixner *Selective gas detection with high-temperature operated metal oxides using catalytic filters* Sensors and Actuators B 69 (2000) 205-210
- [33] O. Hugon, M. Sauvan, P. Benech, C. Pijolat and F. Lefebvre *Gas separation with a zeolite filter, application to the selectivity enhancement of chemical sensors* Sensors and Actuators B 67 (2000) 235-243
- [34] A. Katsuki and K. Fukui *H₂ selective gas sensor based on SnO₂* Sensors and Actuators B 52 (1998) 30-37
- [35] M. Fleischer and H. Meixner *Selectivity in high-temperature operated semiconductor gas-sensors* Sensors and Actuators B 52 (1998) 179-187
- [36] G. Tournier and C. Pijolat *Selective filter for SnO₂-based gas sensor: application to hydrogen traces detection* Sensors and Actuators B 106 (2005) 553-562

- [37] Y. Yamada, K. Yamashita and Y. Masuoka, Y. Seno *Zn-Sn-Sb-O thin film sensor for ppm-level NO₂ detection* Sensors and Actuators B 77 (2001) 12-15
- [38] D.P. Arnold, D. Manno, G. Micocci, A. Serra, A. Tepore and L. Valli *Gas-sensing properties of porphyrin dimmer Langmuir-Blodgett films* Thin Solid Films 327-329 (1998) 341-344
- [39] Y.D. Wang, X.H. Wu and Z.L. Zhou *A new type of semiconductor gas sensor based on the n+n combined structure* Sensors and Actuators B 73 (2001) 216-220
- [40] J. Schalwig, G. Müller, M. Eickhoff, O. Ambacher and M. Stutzmann *Gas sensitive GaN/AlGaN-heterostructures* Sensors and Actuators B 87 (2002) 425-430
- [41] J. Orts, E. Llobet, X. Vilanova, J. Bremes and X. Correig *Selective methane detection under varying moisture conditions using static and dynamic sensor signals* Sensors and Actuators B 60 (1999) 106-117
- [42] X. Huang, L. Wang, Y. Sun, F. Meng and J. Liu *Quantitative analysis of pesticide residue based on the dynamic response of a single SnO₂ gas sensor* Sensors and Actuators B 99 (2004) 330-335
- [43] E. Llobet, J. Brezmes, X. Vilanova, J.E. Sueiras and X. Correig *Qualitative and quantitative analysis of volatile organic compounds using transient and steady-state responses of a thick-film oxide gas sensor array* Sensors and Actuators B 41 (1997) 13-21
- [44] R.Gutierrez-Osuna AG-G, N.Powar: *Transient response analysis for temperature modulated chemoresistors.* Sensors and Actuators B 2003, **93**:57-66
- [45] N. Bârsan and A. Tomescu *The temperature dependence of the response of SnO₂-based gas sensing layers to O₂, CH₄ and CO* Sensors and Actuators B 26-27 (1995) 45-48
- [46] J.R.Huang: *Temperature modulation and artificial neural network evaluation for improving the CO selectivity of SnO₂ gas sensor.* Sensors and Actuators B 2006,
- [47] F.Parret PM, A.Martinez and al: *Improvement of micromachined SnO₂ gas sensors selectivity by optimised dynamic temperature operating mode.* Sensors and Actuators B 2006, 118:276-282. .
- [48] C. Di Natale, F. Davide, G. Faglia and P. Nelli *Study of the effect of the sensor operating temperature on SnO₂-based sensor-array performance* Sensors and Actuators B 23 (1995) 187-191
- [49] Alexander Vergara Tinoco *Improving the performance of micro-machined metal oxide gas sensors: Optimization of the temperature modulation mode via pseudorandom sequences* Doctoral Thesis Universitat Rovira I Virgili 2006
- [50] T. Amamoto, T. Yamaguchi, Y. Matsuura and Y. Kajiyama *Development of pulse-drive semiconductor gas sensor* Sensors and Actuators B 13-14 (1993) 587-588
- [51] M. Schweizer-Berberich, M. Zdralek, U. Weimar, W. Göpel, T. Viard, D. Martinez, Seube and A. Peyre-Lavigne *Pulsed mode of operation and artificial neural network evaluation for improving the CO selectivity of SnO₂ gas sensors* Sensors and Actuators B 65 (2000) 91-93
- [52] Y. Kato, K. Yoshikawa and M. Kitora *Temperature-dependent dynamic response enables the qualification and quantification of gases by a single sensor* Sensors and Actuators B 40 (1997) 33-37

- [53] H. Kohler, J. Röber, N. Link and I. Bouzid *New application of tin oxide gas sensors, I. Molecular identification by cycle variation of the working temperature and numerical analysis of the signals* Sensors and Actuators B 61 (1999) 163-169
- [54] K. Kato, Y. Kato, K. Takamatsu, T. Udaka, T. Nakahara, Y. Matsuura and K. Yoshikawa *Toward the realization of an intelligent gas sensing system utilizing a non-linear dynamic response* Sensors and Actuators B 71 (2000) 192-196
- [55] A. Ortega, S. Marco, A. Perera, T. Šundić, A. Pardo and J. Samitier *An intelligent detector based on temperature modulation of a gas sensor with a digital signal processor* Sensors and Actuators B 78 (2001) 32-39
- [56] A. Fort, M. Gregorkiewitz, N. Machetti, S. Rocchi, B. Serrano, L. Tondi, N. Olivieri, V. Vignoli, G. Faglia and E. Comini *Selectivity enhancement of SnO₂ sensors by means of operating temperature modulation* Thin Solid Films 418 (2002) 2-8
- [57] A. Gramm and A. Schütze *High performance solvent vapour identification with a two sensor array using temperature cycling and pattern classification* Sensors and Actuators B 95 (2003) 58-65
- [58] S. Nakata and H. Okunishi *Characteristic responses of a semiconductor gas sensor depending on the frequency of a periodic temperature change* Applied Surface Science 240 (2005) 366-374
- [59] A. Heilig, N. Bârsan, U. Weimar, M. Schwirzer-Berberich, J.W. Gardner and W. Göpel *Gas identification by modulating temperatures of SnO₂-based thick film sensors* Sensors and Actuators B 43 (1997) 45-51
- [60] A. Heilig, N. Bârsan, U. Weimar and W. Göpel *Selectivity enhancement of SnO₂ gas sensors: simultaneous monitoring of resistances and temperatures* Sensors and Actuators B 58 (1999) 302-309
- [61] P. Bruschi, F. Cacialli, A. Nannini and B. Neri *Gas and vapour effects on the resistance fluctuation spectra of conducting polymer thin-film resistors* Sensors and Actuators B 19 (1994) 421-425
- [62] F. Tian, S.X. Yang and K. Dong *Circuit and noise analysis of odorant gas sensors in an E-Nose* Sensors 5 (2005) 85-96
- [63] L.B. Kish, R. Vajtai and C.G. Granqvist *Extracting information from noise spectra of chemical sensors: single sensor electronic noses and tongues* Sensors and Actuators B 71 (2000) 55-59
- [64] J.L. Solis, L.B. Kish, R. Vajtai, C.G. Granqvist, J. Olsson, J. Schnürer and V. Lantto *Identifying natural and artificial odours through noise analysis with a sampling-and-hold electronic nose* Sensors and Actuators B 77 (2001) 312-315
- [65] S. Gomri, J.L. Seguin and K. Aguir *Modelling on oxygen chemisorption- induced noise in metallic oxide gas sensors*, Sensors and Actuators B 107 (2005) 722-729
- [66] J.W. Gardner *Pattern recognition in the Warwick electronic nose*, 8th International Congress of the European Chemoreception Research Organisation (1988), p.9, Coventry, UK
- [67] J.W. Gardner and P.N. Barlett *A brief history of the electronic noses* Sensors and Actuators B 18-19 (1994) 211-220
- [68] W. Göpel *Chemical imaging: I. Concepts and visions for electronic and bioelectronic noses* Sensors and Actuators B 52 (1998) 125-142

Références Bibliographique

- [69] A. Turner and N. Magan *Electronic noses and disease diagnostics* Nature Reviews Microbiology, 2 (2004), 1-7
- [70] Alexander Vergara Tinoco *Improving the performance of micro-machined metal oxide gas sensors: Optimization of the temperature modulation mode via pseudorandom sequences*. Doctoral Thesis presented for the qualification of PhD june 2006
- [71] H.Demuth, M.Beale. "Neural Network Toolbox User's Guide (module complémentaire du logiciel Matlab)". The Math Works Inc, 2006.
- [72] D. Hodgins *The development of an electronic 'nose' for industrial and environmental applications* Sensors and Actuators B 26-27 (1995) 255-258
- [73] J. Getino, L. Arés, J.I. Robla, M.C. Horrillo, I. Sayago, M.J. Fernández, J. Rodrigo and J. Gutiérrez *Environmental applications of gas sensor arrays: combustion atmospheres and contaminated soils* Sensors and Actuators B 59 (1999) 249-254
- [74] P. Siciliano *Preparation, characterisation and applications of thin films for gas sensors prepared by cheap chemical method* Sensors and Actuators B 70 (2000) 153-164
- [75] D.S. Lee, H.Y. Jung, J.W. Lim, M. Lee, S.W. Ban, J.S. Huh and D.D. Lee *Explosive gas recognition system using thick film sensor array and neural network* Sensors and Actuators B 71 (2000) 90-98
- [76] D.S. Lee, Y.T. Kim, J.S. Huh and D.D. Lee *Fabrication and characteristics of SnO₂ gas sensor array for volatile organic compounds recognition* Thin Solid Films 416 (2002) 271-278
- [77] D. Sauter, U. Weimar, G. Noetzel, J. Mitrovics and W. Gopël *Development of Modular Ozone Sensor System for application in practical use* Sensors and Actuators B 69 (2000) 1-9
- [78] J. Getino, J. Gutiérrez, L. Arés, J.I. Robla, M.C. Horrillo, I.Sayago and J.A. Agapito *Integrated sensor array for gas analysis in combustion atmospheres* Sensors and Actuators B 33 (1996) 128-133
- [79] M. Penza, G. Cassano and F. Tortorella *Gas recognition by activated WO₃ thin-film sensors array* Sensors and Actuators B 81 (2001) 115-121
- [80] E.Llobet, J.Brezmes, R.Ionescu, X.Vilanova, S.Al-Khalifa, J.W.Gardner, N.Barsan, X.Correig. *Wavelet transform and fuzzy ARTMAP-based pattern recognition for fast gas identification using a micro-hotplate gas sensor*. Sensors and Actuators B. Vol 83, 2002, 238-244.
- [81] B-S.Joo, N.J.Choi, Y-S.Lee, J-W.Lim, B-H.Kang, D-D.Lee. *Pattern recognition of gas sensor array using characteristics of impedance*. Sensors and Actuators B. Vol 77, 2001, 209-214.
- [82] S.Zampolli, I.Elmi, F.Ahmed, M.Passini, G.C.Cardinali, S.Nicoletti, L.Dori. *An electronic nose based on solid state sensor arrays for low.cost indoor air quality monitoring applications*. Sensors and Actuators B. Vol 101, 2004, 39-46.
- [83] A.A.Tomchenko, G.P.Harmer, B.T.Marquis, J.W.Allen. *Semiconducting metal oxide sensor array for the selective detection of combustion gases*. Sensors and Actuators B. Vol 93, 2003, 126-134.
- [84] B. Courtois *La détection des gaz et vapeurs dans l'atmosphère des locaux de travail* Rapport N0 894, INRS décembre 2002

Références Bibliographique

- [85] Jung, Y.K.; Sung, W.K.; Tae, Z.S.; Myung, K.Y.; Kyu, S.L. *Design of a smart gas sensor system for room air- cleaner of automobile -thick-film metal oxide semiconductor gas sensor*. IEEE 2006, 20, 72-75.
- [86] V.V.Kissine VVS, S.A.Voroshilov: *Conductivity of SnO₂ thin films in the presence of surface adsorbed species*. Sensors and Actuators B 2001, 79 163-170
- [87] G.Sakai: *theory of gas-diffusion controlled sensitivity for thin film semiconductor gas sensor*. Sensors and Actuators 2001, B:125-131.
- [88] A.Fort MM, S.Rocchi and al: *Simplified model for SnO₂ sensors during chemical and thermal transients in mixtures of inert, oxidizing and reducing gases*. Sensors and Actuators B 2007, 124:245-259.
- [89] A.Setkus: *Heterogeneous reaction rate based description of the response kinetics oxide gas sensors*. Sensors and Actuators B 2002, 87:346-357.
- [90] J.Ding TJM, R.E.Cavicchi and al: *Surface state trapping models for SnO₂-based microhotplate sensors*. Sensors and Actuators B 2001, 77:597-613.
- [91] S.Gomri JLS, K.Aguir: *Modeling on oxygen chemisorption-induced noise in metallic oxide gas sensors*. Sensors and Actuators B 2005, 107:722-729.
- [92] Y.J.Shin QZ, F.Hua: *Time dependant conductive behavior of the layer-by-layer selfassembled SnO₂ nanoparticle thin film*. Thin film solid 2008, 516:3167-3171.
- [93] B.Bahraminejad MI, S.Basri and al: *A novel approach in detecting gas mixture*. Eurosensors; Dresden. 2008: 1064-1067.
- [94] A.Depari GF, A.Flammini and al: *CO detection by MOX sensors exploiting their dynamic behavior*. Eurosensors. Dresden; 2008:1070-1073.
- [95] R.Ionescu EL, S.Al-Khalifa and al: *Response model for thermally modulated tin oxidebased microhotplate gas sensors*. Sensors and Actuators B 2003, 95:203-211.
- [96] S.Shukla SS: *A novel theoretical model for semiconductor oxide gas sensor*. Mater Res Soc Symp Proc.. 2005: 421-426.
- [97] Marc Lucea *Modelisation dynamique par reseaux de neurones et machines a vecteurs. Supports : contribution a la maitrise des emissions polluantes de vehicules. Automobiles* . These de doctorat de l'universite paris 6 2006
- [98] Elena, G.; Robert, M.N. *Smart intelligent and cogent microsensors intelligence for sensors and sensors for intelligence*. NSTI Nanotechnol. 2004, 1, 443-446.
- [99] Figaro Gas Sensor Company. *Technical Information on Usage of TGS Sensors for Toxic and Explosive Gas Leak Detectors*; Figaro Gas Sensor Company: Mino, Osaka, Japan, 2000.
- [100] Cadence *PSpice A/D Reference Guide*. Product Version 10.0 June 2003.
- [101] Serge, Z. *Gas sensor applications of oxygen-ionic electrolytes development of their electron model*. Sensors and Actuators. B 2007, 130, 488-496.
- [102] Andrei, P.; Fields, L.L.; Zheng, J.P.; Cheng, Y.; Xiong, P. *Modeling and simulation of single nanobelt SnO₂ gas sensors with FET structure*. Sensors and Actuators. 2007, 128, 226-234.
- [103] Fort, A.; Rocchi, S.; Santos, S.; Spinicci, R.; Vignoli, V. *Electronic noses based on metal oxide gas sensors the problem of selectivity enhancement*. In Proceedings of the IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Como, Italy, May18-20, 2004; pp. 599-604.
- [104] Iglesias, G.E.; Iglesias, E.A. *Linearization of transducer signal using an analog to digital converter*. IEEE Trans. Instrum. Meas. 1988, 37, 53-57.

- [105] Vargha, B.; Zoltán, I. *Calibration algorithm for current-output R-2R ladders*. IEEE Trans. Instrum. Meas. 2001, 50, 1216-1220.
- [106] Kaliyugavaradan, S.; Sankaran, P.; Murti, V.G.K. *A new compensation scheme for thermistors and its implementation for response linearization over a wide temperature range*. Sensors 2007, 7, 15-27.
- [107] Cristaldi, L.; Ferro, A.; Lazzaroni, M.; Ottoboni, R. *A linearization method for commercial hall-effect current transducer*. IEEE Trans. Instrum. Meas. 2001, 50, 1149-1153.
- [108] James, H.T.; Antoniotti, A.J. *Linearisation algorithm for computer aided control engineering*. IEEE Contr. Syst. 1993, 13, 58-64.
- [109] Patranbis, D.; Gosh, D. *A novell software based transducer linearizer*. IEEE Trans. Instrum. Meas. 1989, 38, 1122-1126.
- [110] Malcovati, P.; Leme, C.A.; O'Leary, P.; Maloberti, F.; Baltes, H. *Smart sensor interface with A/D conversion and programmable calibration*. IEEE J. Solid-State Circuits 1994, 29, 963-966.
- [111] I. Rivals, I. Personnaz, g. Dreyfus *Modélisation, classification et commande Par réseaux de neurones : principes fondamentaux, Méthodologie de conception et illustrations industrielles*. Ecole Supérieure de Physique et de Chimie Industrielles de la Ville de Paris 2003
- [112] Viharos ZJ, Monostori L, Nova'k K, To'th G, Csongra'di Z, Kenderesy T, So'lymosi T, Lorincz A, Ko'ro'di T *Monitoring of complex production systems in view of digital factorie*. Proceedings of the 17th IMEKO World Congress Metrology in the 3rd Millennium. 2003 pp 1463–1468
- [113] Viharos ZJ *Automatic generation of a net of models for high and low levels of production*. In: Proceedings of the 16th IFAC World Congress, 2005 No. 05127
- [114] Marchand, M., *Notes de cours : Apprentissage automatique (ift-65764), chapitre 1*, Université Laval, 2007.
- [115] Shishir Bashyal, Ganesh Kumar Venayagamoorthy, Bandana Paudel. *Embedded Neural Network for Fire Classification Using an Array of Gas Sensors* IEEE Sensors Applications Symposium 2008. 12 –14

ANNEXES

Caractéristiques du capteur

1 Sensibilité au gaz

Selon la formule précédente le rapport de la résistance de capteur à la concentration en gaz est linéaire sur une échelle logarithmique dans une marge pratique de concentration en gaz (de quelques ppm à plusieurs milliers de ppm). La figure 1 montre un exemple typique du rapport entre la résistance de capteur et la concentration en gaz. Puisque les valeurs réelles de la résistance de capteur changent d'un capteur à un autre, les caractéristiques typiques de sensibilité sont exprimées comme rapport de la résistance du capteur dans diverses concentrations R_s et la résistance du capteur à une certaine concentration d'un gaz cible (R_0).

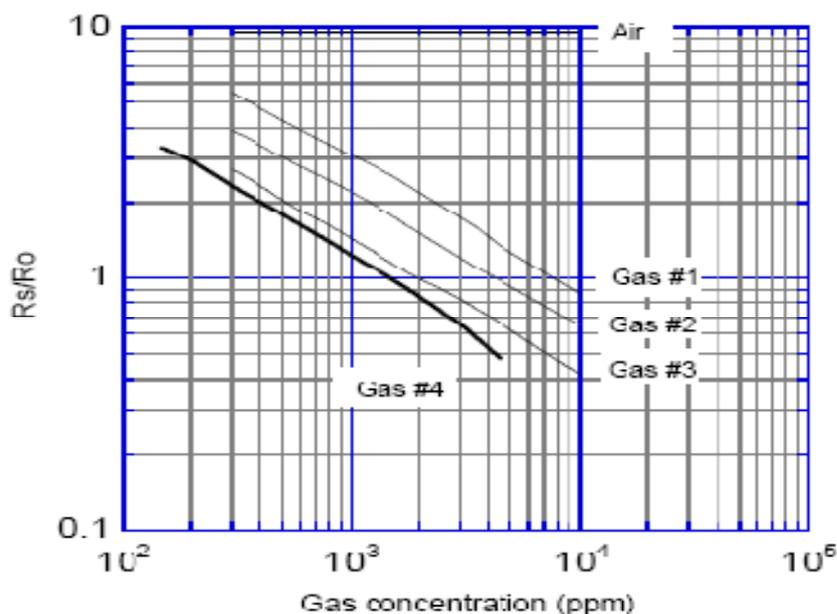


Figure 1: Caractéristique typique de la sensibilité [99].

2 Temps de réponse de capteurs

La figure 2 démontre le comportement typique quand le capteur est exposé à un gaz. La résistance de capteur chutera très rapidement quand le capteur est exposé au gaz, et quand le gaz est enlevé la résistance du capteur récupérera sa valeur originale après peu de temps. La vitesse de la réponse et de la réversibilité changera selon le modèle du capteur et le gaz impliqué.

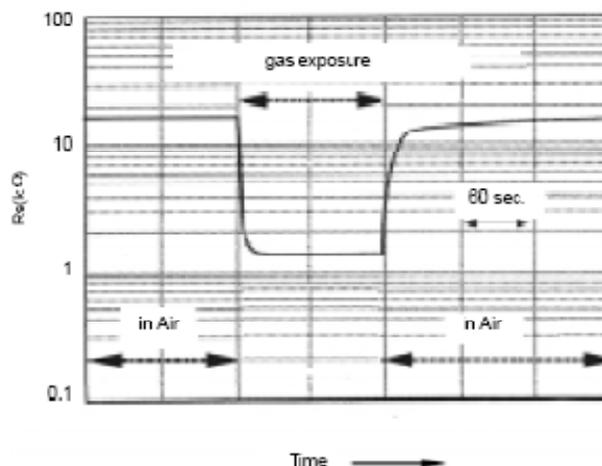


Figure 2: temps de réponse typique d'un capteur TGS [99].

3 L'action initiale

Tout objet a un comportement passager désigné sous le nom "de l'action initiale" la figure 3 représente se comportement pour un capteur TGS. La résistance R_s du capteur chute brusquement pour les premières secondes après activation, indépendamment de la présence des gaz, et atteint alors un niveau stable selon l'atmosphère ambiante. La longueur de l'action initiale dépend des conditions atmosphériques pendant le stockage et la durée du stockage et change par modèle de capteur. Ce comportement peut causer l'activation d'une alarme pendant les premiers moments dans un système de détection

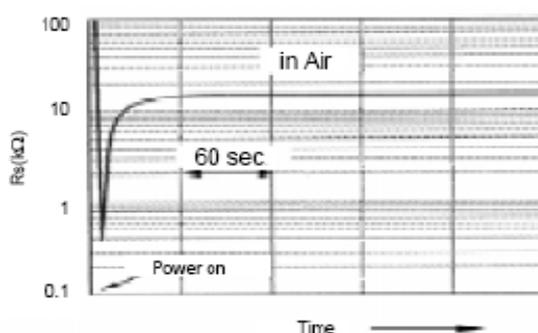


Figure 3 : Action initiale type d'un capteur TGS [99].

4 Dépendance en température et en humidité

Le principe de détection des capteurs de TGS est basé sur l'adsorption chimique et la désorption des gaz sur la surface du capteur. En conséquence, la température ambiante affectera les caractéristiques de sensibilité en changeant le taux de réaction chimique. En outre, l'humidité cause

une diminution de la résistance du capteur comme la vapeur d'eau affecte le phénomène d'adsorption sur la surface du capteur. La figure 4 montre un exemple typique de ces dépendances.

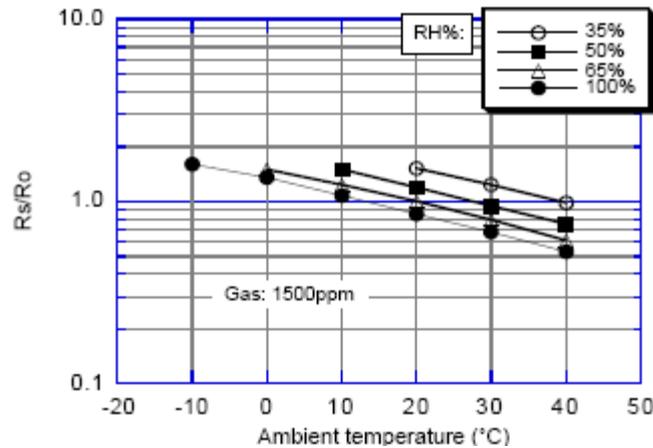


Figure 4 : Dépendance en température et en humidité [99].

5 Stabilité à long terme

Généralement, les capteurs de TGS montrent des caractéristiques stables avec le temps La figure 5 montre cette caractéristique pour les capteurs TGS., cette caractéristique les rendent appropriées pour divers applications.

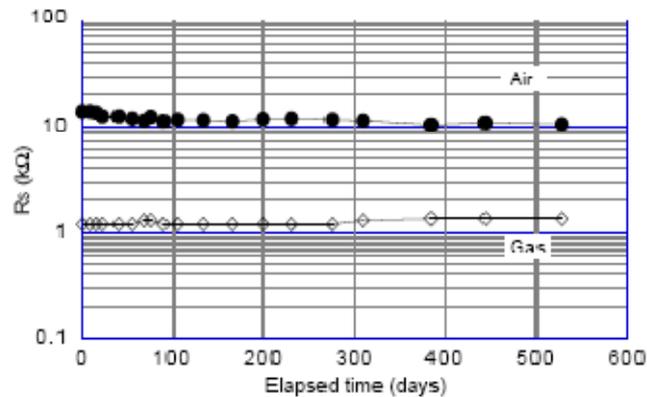


Figure 5 : Réponse du capteur à long terme [99].

6 Dépendance en tension de réchauffement

Les capteurs TGS sont conçus pour montrer une sensibilité optimale sous une certaine tension constante de réchauffement. La figure 6 montre un exemple typique de la façon dont la sensibilité au gaz change selon la tension de réchauffement. Puisque le capteur a une dépendance en tension d'échauffement, une tension réglée constante de l'élément chauffant doit être assurée au capteur.

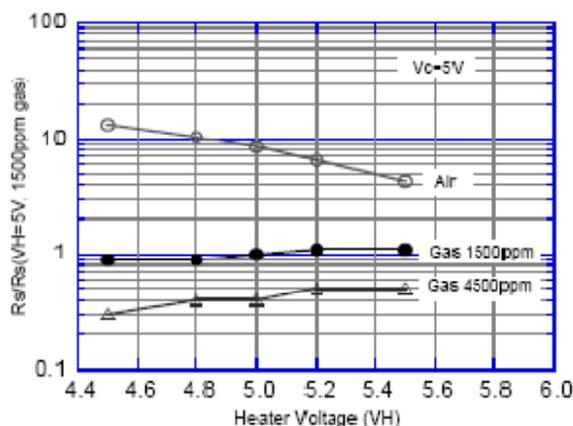


Figure 6 : Variation e la réponse du capteur en fonction de la tension d'échauffement [99].

7 La dépendance en pression d'oxygène

La figure 7 illustre le rapport entre la pression de l'oxygène dans l'atmosphère (P_{O_2}) et la résistance d'un capteur typique de TGS en air propre. Notez qu'une diminution de la pression de l'oxygène diminuera la résistance du capteur.

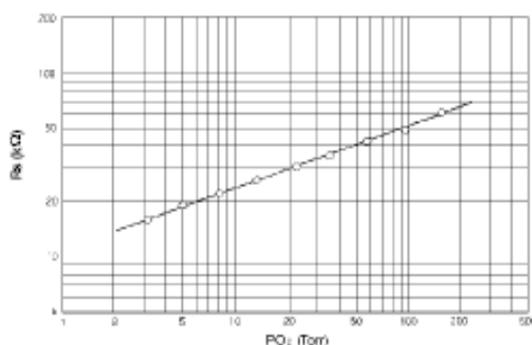


Figure 7 : Variation e la réponse du capteur en fonction de la pression de l'oxygène [99].

8 Conception de circuit

8.1 Résistance de charge (R_L)

La réponse du capteur est obtenue par la mesure de la tension aux bornes de R_L qui agit également en tant que protecteur du capteur en réglant la puissance d'énergie de capteur. Figure 8. Le choix approprié de R_L pour un capteur permet de fournir des caractéristiques uniformes de sorte que les utilisateurs puissent utiliser le capteur avec une résolution optimale.

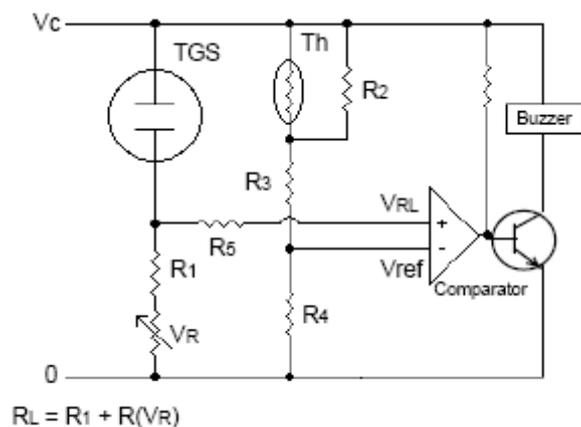


Figure 8 : Exemple de circuit d'utilisation d'un TGS [99].

La figure 9 illustre les caractéristiques typiques de sensibilité d'un capteur.

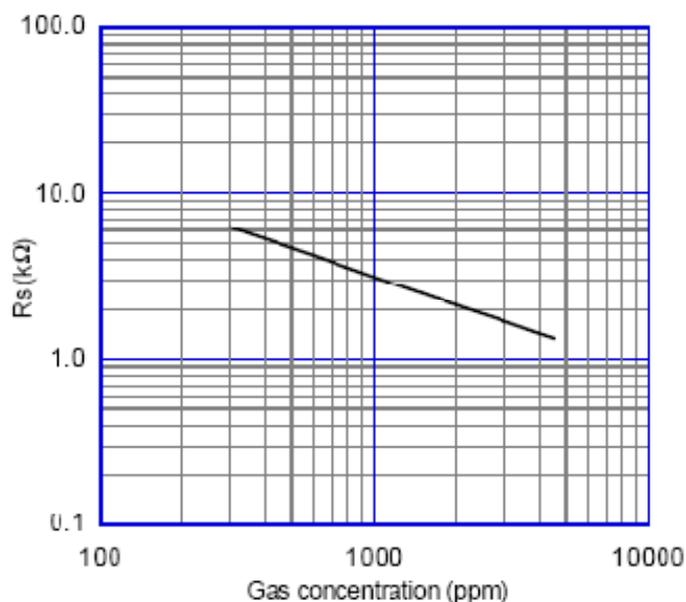


Figure 9 : Réponse type d'un TGS (R_s en fonction de la concentration du gaz) [99].

La figure 10 montre la variation de la concentration du gaz en fonction de la tension (V_{RL}) lorsque le capteur est utilisée dans un circuit comme celui représenté sur la figure 7 avec les diverses valeurs de R_L (5k Ω , 2.5k Ω , 1k Ω). Une résistance variable (R_L) est recommandée pour des résultats optimaux.

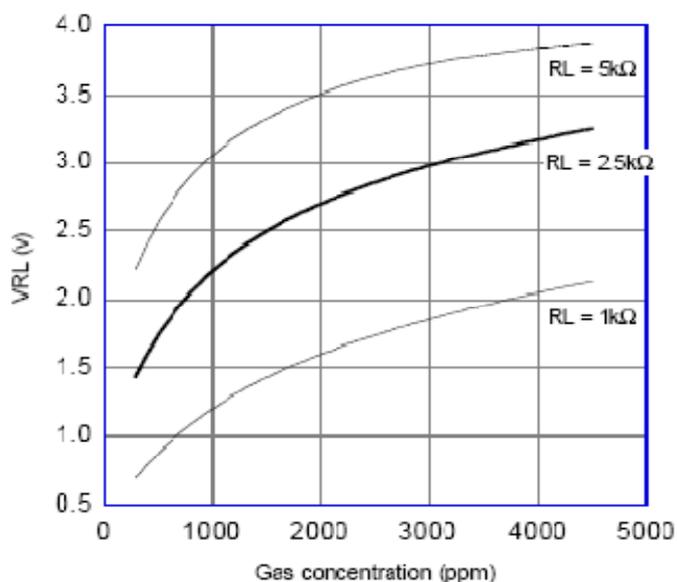


Figure 10 : Réponse type d'un TGS (V_{RL} en fonction de la concentration du gaz) [99].

8.2 Circuit de compensation de la température

La figure 11 montre une courbe typique de sensibilité pour un gaz dans plusieurs conditions ambiantes. Sans circuit de compensation, le point d'alarme pourrait changer de 600ppm à 3400ppm lorsqu'il est calibré à 1500ppm d'un gaz cible dans les conditions 20°C/65%RH. Assumant une humidité relative constante de moyenne de 65%, la tension V_{ref} sur la figure 7 peut être changée en utilisant une thermistance afin de compenser cette dépendance à un certain degré. Par exemple, V_{ref} peut être changé de 2.5V en 3.1V (sous 40°C et 65%RH) ou en 1.9V (sous -10°C)

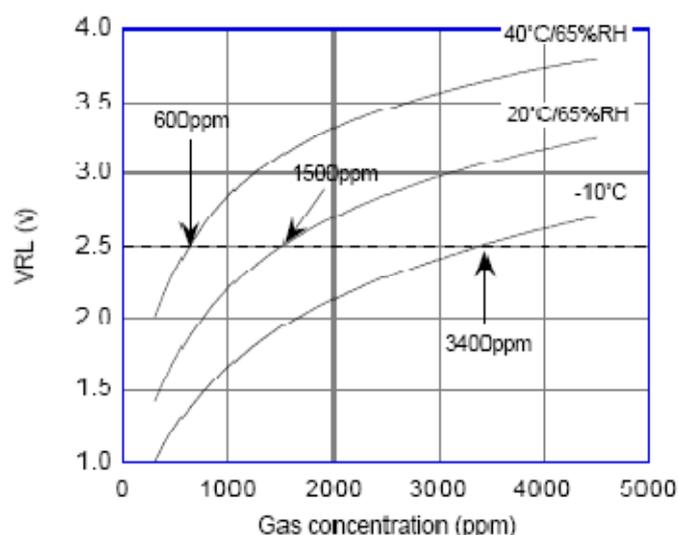
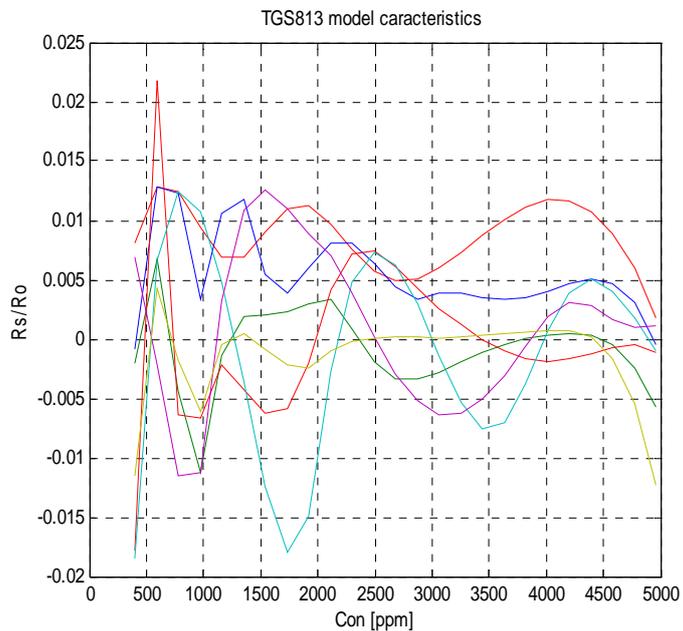
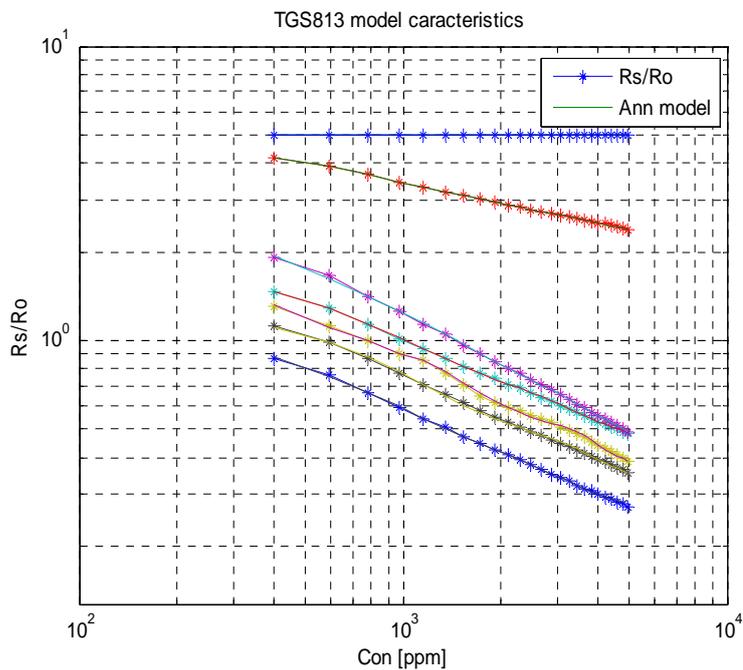
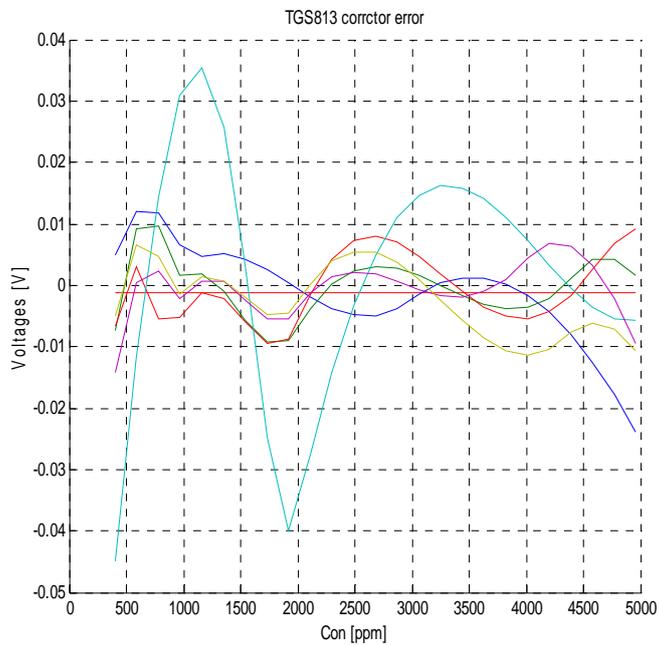
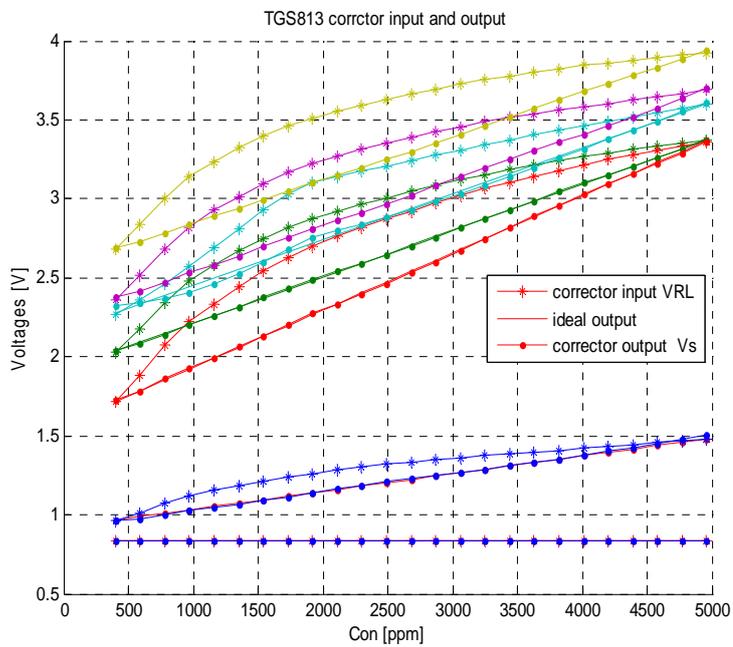


Figure 11 : Réponse type d'un TGS dans plusieurs conditions (V_{RL} en fonction de la concentration du gaz) [99].

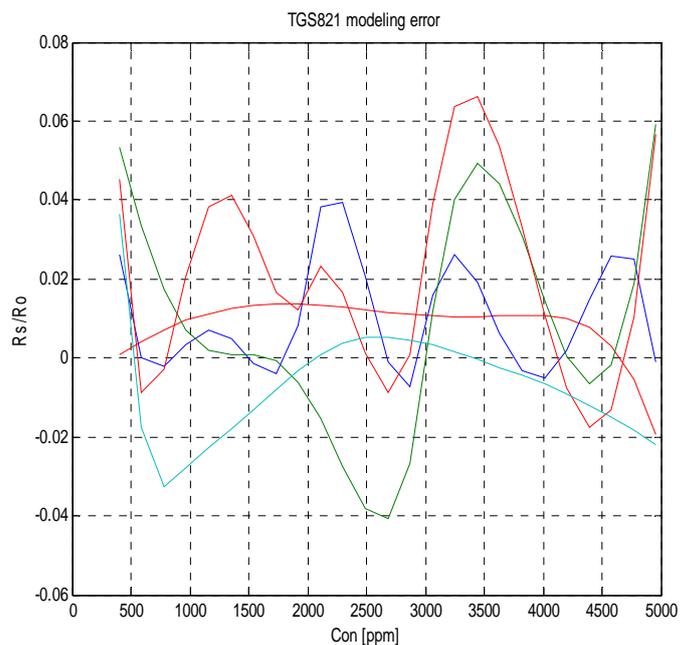
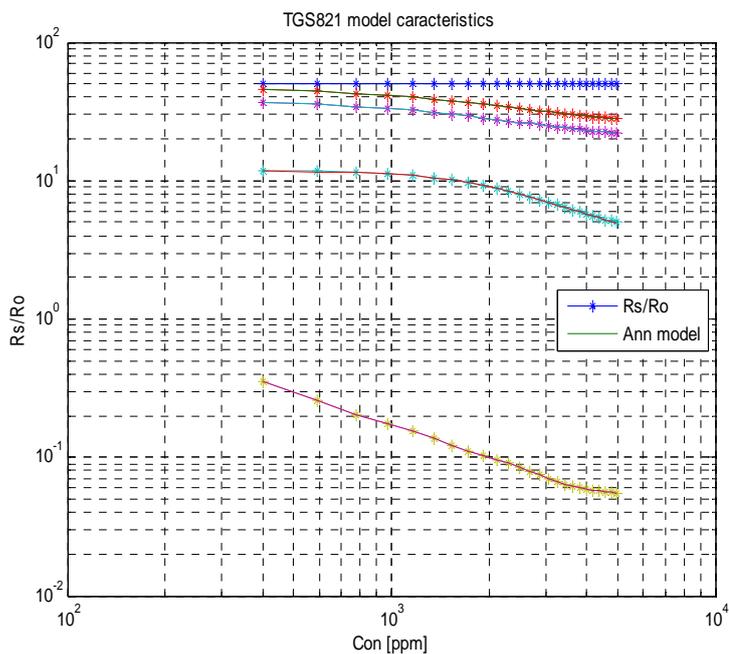
ANNEXE B



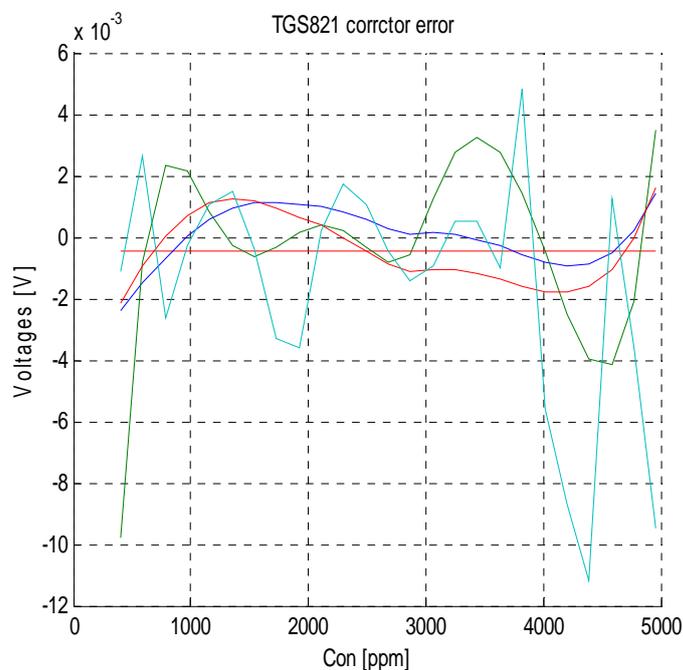
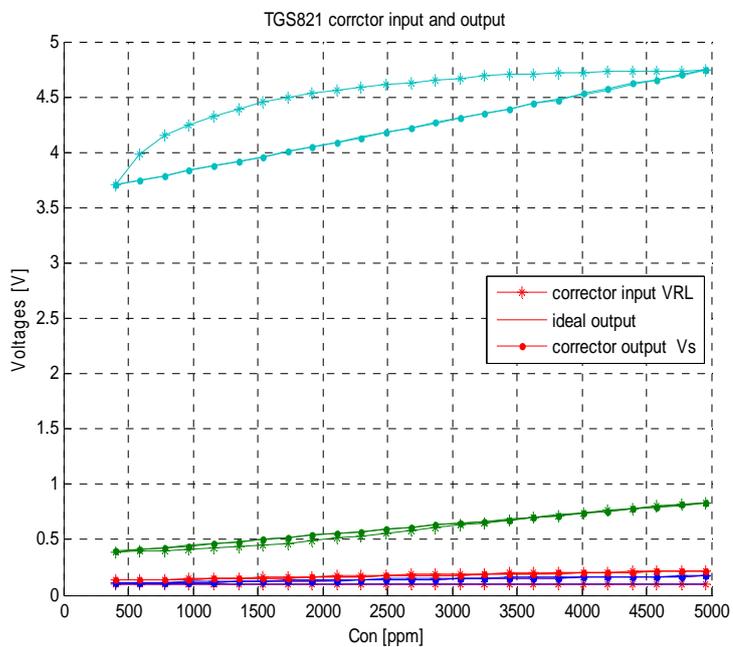
Réponse du modèle du TGS813 en fonction de la concentration à 20°C, et à 65%RH et l'erreur de la modélisation



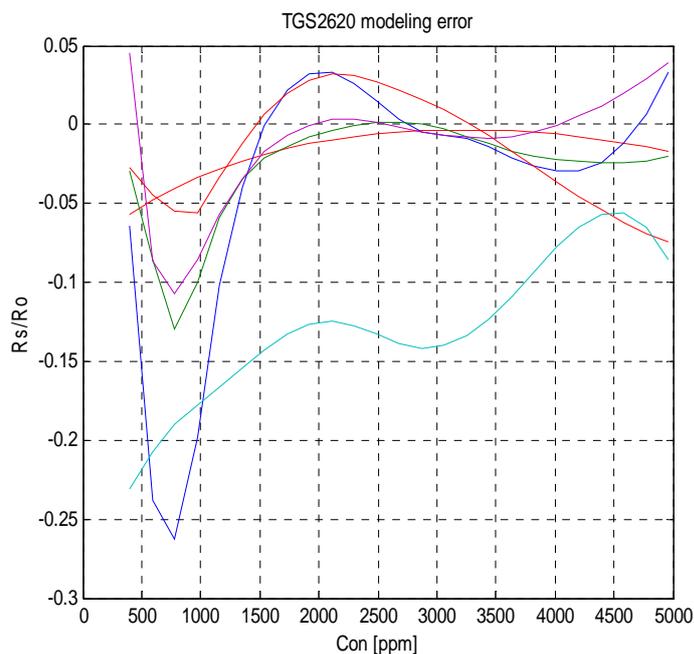
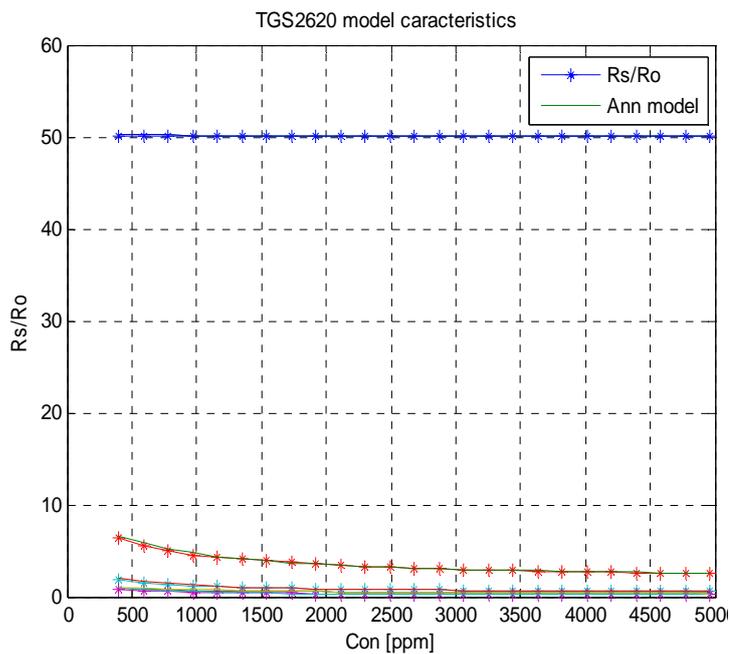
Réponse du modèle correcteur du TGS813 en fonction de la concentration pour divers gaz à 20°C et à RH65% et l'Erreur de la correction



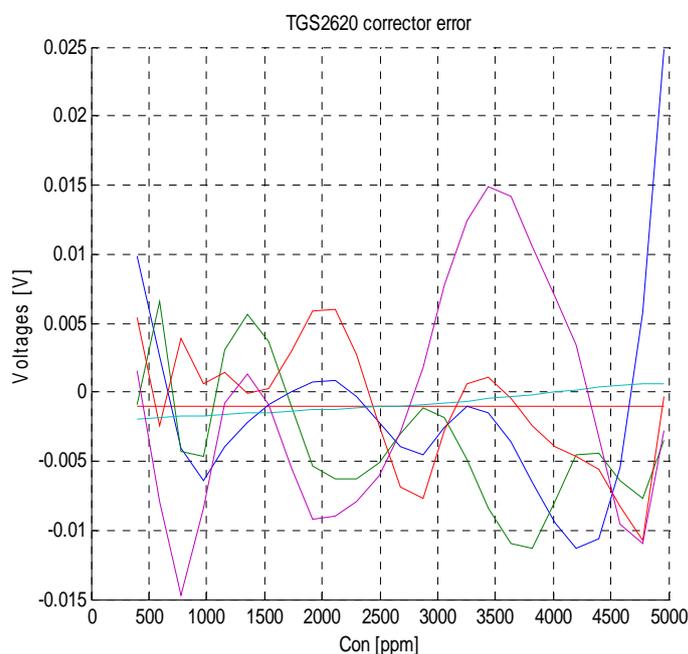
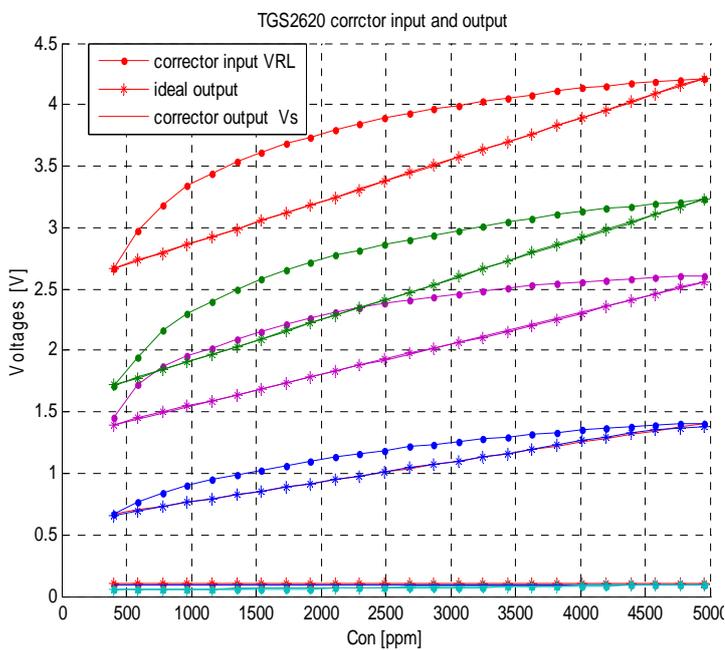
Réponse du modèle du TGS821 en fonction de la concentration à 20°C, et à 65%RH et l'erreur de la modélisation



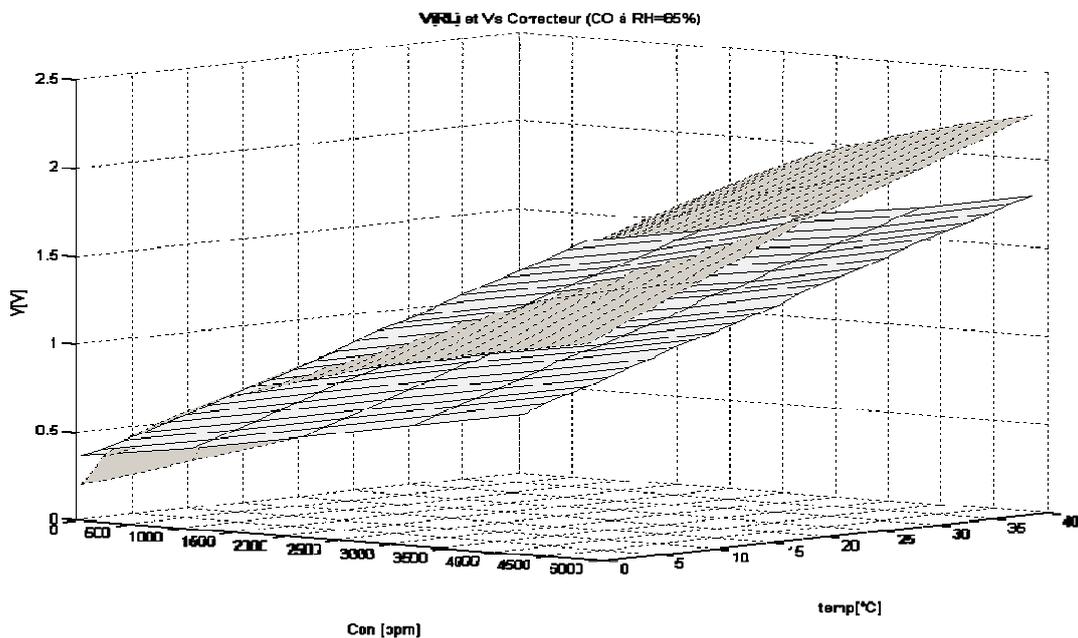
Réponse du modèle correcteur du TGS821 en fonction de la concentration pour divers gaz à 20°C et à RH65% et l'Erreur de la correction



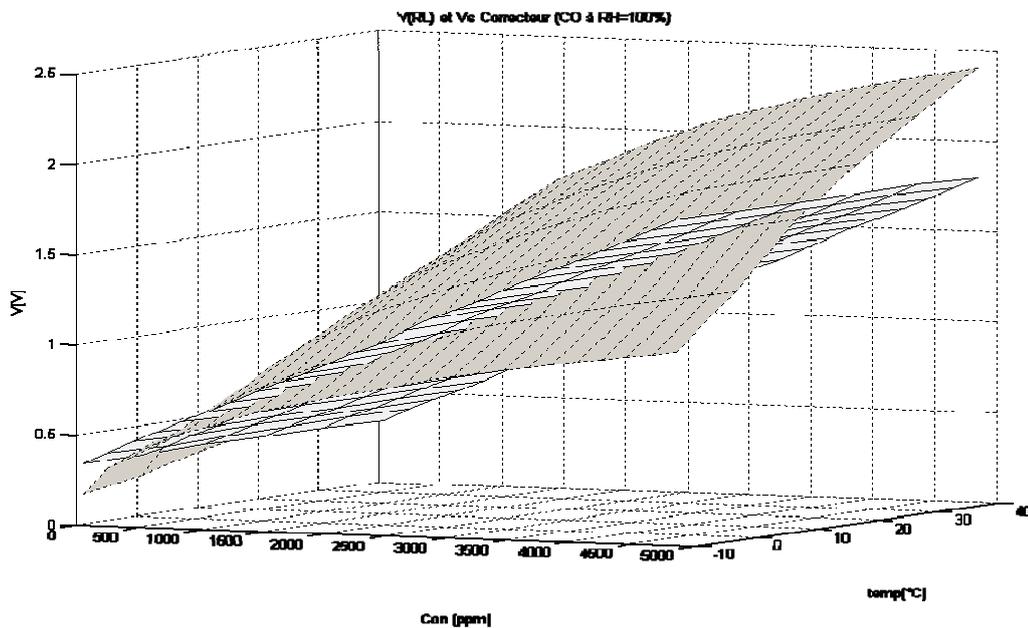
Réponse du modèle du TGS2620 en fonction de la concentration à 20°C, et à 65%RH et l'erreur de la modélisation



Réponse du modèle correcteur du TGS2620 en fonction de la concentration pour divers gaz à 20°C et à RH65% et l'Erreur de la correction

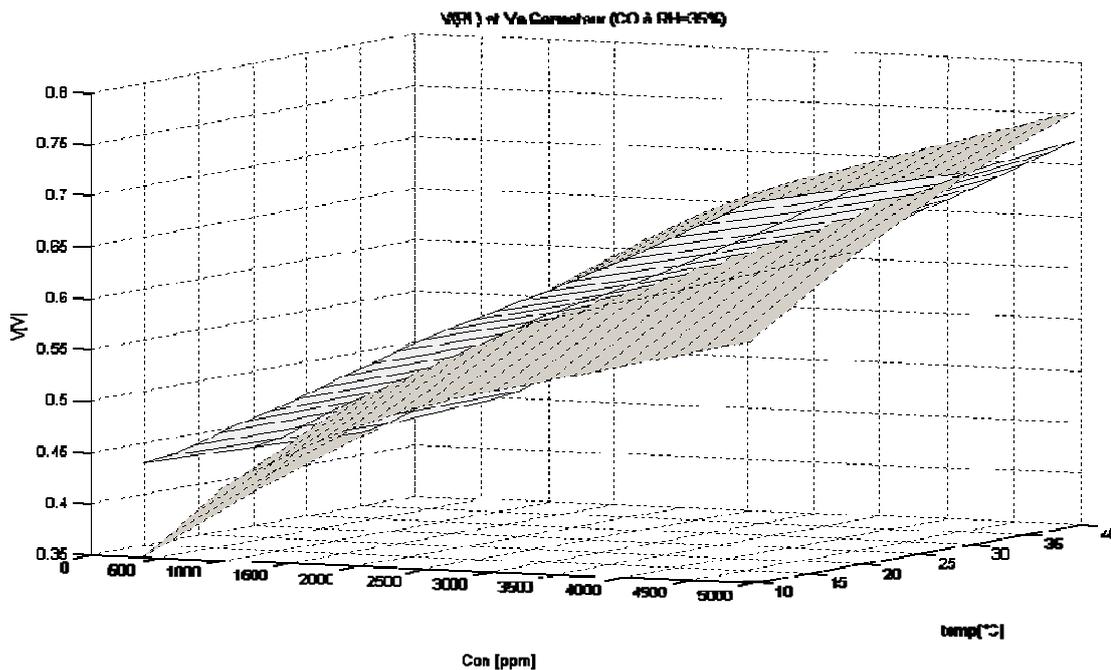


Réponse du modèle correcteur en fonction de la concentration et de la température au monoxyde de carbone pour 65%RH

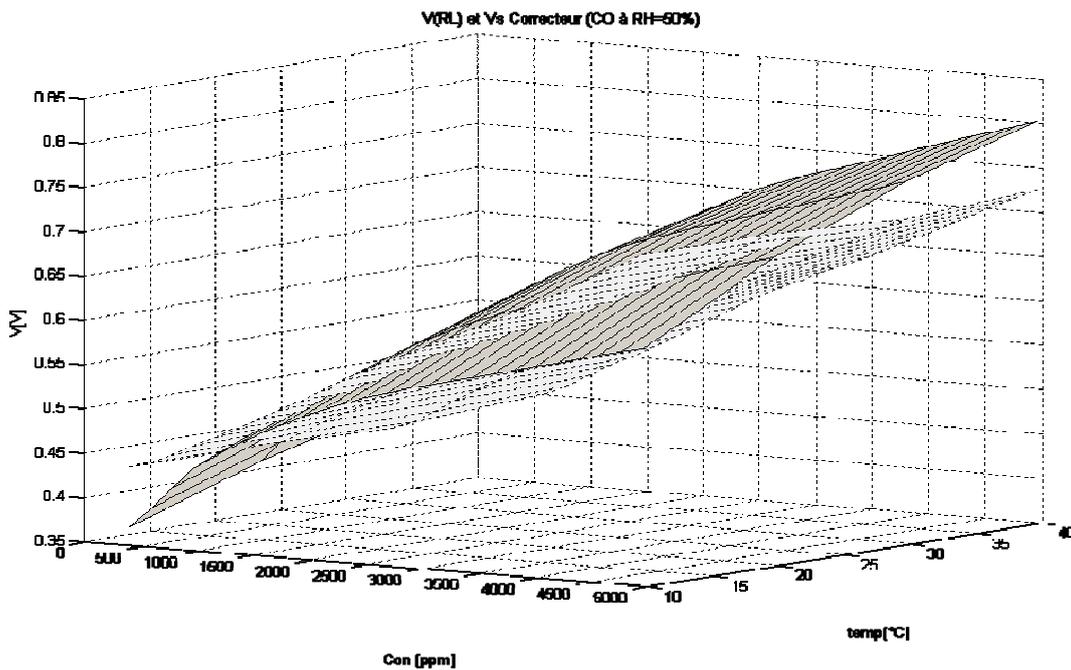


Réponse du modèle correcteur en fonction de la concentration et de la température à monoxyde du carbone pour 100%RH

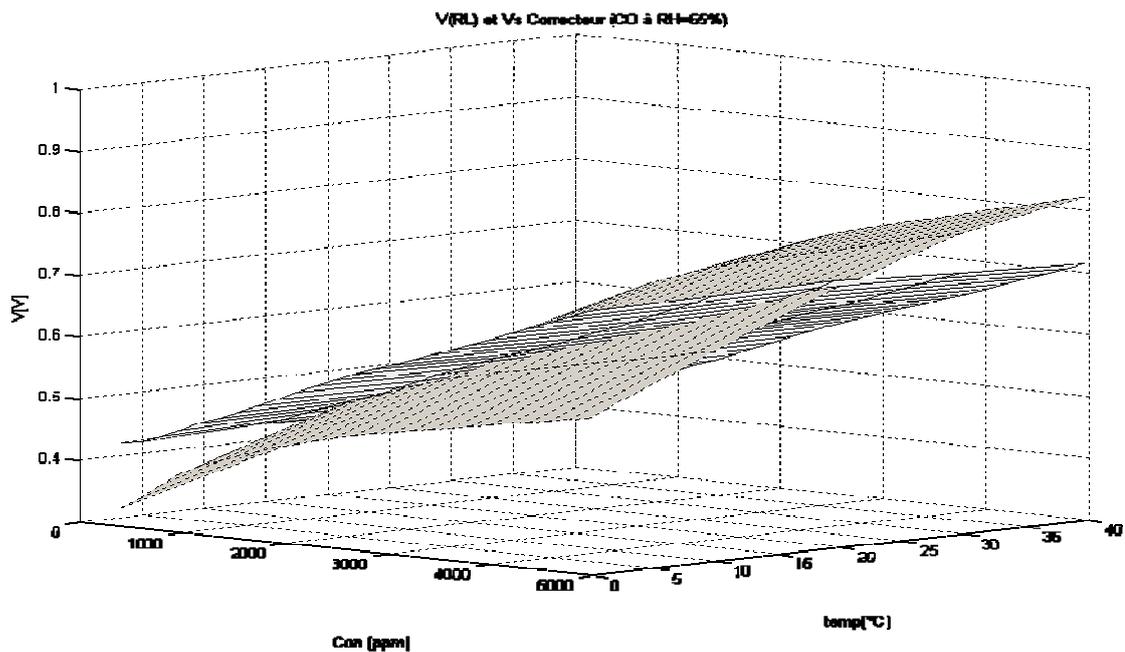
Les tests qui suivent illustrent la correction et la compensation du capteur TGS813



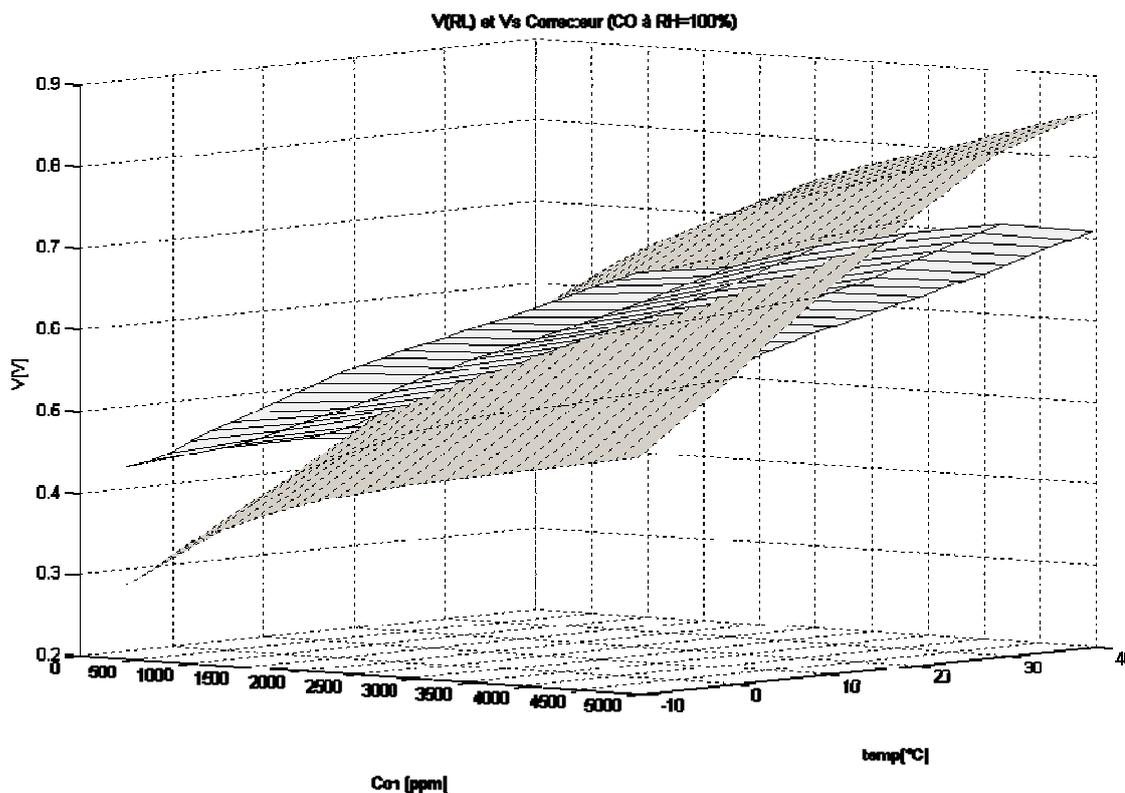
Réponse du modèle correcteur de TGS813 en fonction de la concentration et de la température au monoxyde de carbone pour 35%RH



Réponse du modèle correcteur de TGS813 en fonction de la concentration et de la température au monoxyde de carbone pour 50%RH



Réponse du modèle correcteur de TGS813 en fonction de la concentration et de la température au monoxyde du carbone pour 65%RH



Réponse du modèle correcteur de TGS813 en fonction de la concentration et de la température au monoxyde du carbone pour 100%RH

Résumé

Les capteurs de gaz connaissent un intérêt croissant avec le développement des applications « bas-coût » dans les domaines de l'automobile, la domotique ou l'environnement. Pour répondre à cette demande, les micro-capteurs à base d'oxyde métallique présentent des avantages particuliers comme leur faible coût, une grande sensibilité, un temps de réponse bref et facile à intégrer dans un système portable miniaturisé. Cependant, la non linéarité, la dépendance en température et en humidité, et le manque de sélectivité de ces capteurs freinent leur développement. Afin de pallier à ces problèmes, nous avons proposé dans ce travail des solutions basées sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour traiter les données issues des capteurs. Les résultats de simulation de la première méthode, montrent que le système multicapteurs conçu a permis de détecter six gaz avec leurs concentrations à une précision acceptable et dans un milieu dynamique. La deuxième procédure, utilisée avec un algorithme d'apprentissage dite continu et une matrice de quatre capteurs, a permis d'identifier quatre gaz pur avec des concentrations variant de 50 ppm à 5000 ppm. Le système a réussi aussi à classifié des feux selon leur degré de danger, et a détecté des pannes ou des anomalies dans le fonctionnement des circuits des capteurs.

Mots-clés : Capteurs de gaz, Multicapteur, Sélectivité, Réseaux de neurones artificiels (ANNs), non linéarité, capteur intelligent, Apprentissage continu.