

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université de Saida Dr. MOULAY Tahar

Faculté de technologie

Département d'électronique



Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme de master en
Electronique

Option : instrumentation

Theme :

**Modélisation et simulation de la compensation par machine Learning de
la dérive en température des capteurs de pH à ISFET**

Réalisé et présenté par :

- Aziz Maroua
- Menaouri Rania

Sous la direction de :

Dr. Djellouli Bouaza

Devant le jury composé de :

M. Dahani Amer	Président	Université de Saida
M. Cherifi Abdelhamid	Examineur	Université de Saida
M. Djelouli Bouazza	Encadreur	Université de Saida

Année universitaire : 2024/2025

Remerciements



*Nos gracieux remerciements s'adressent à Dieu notre créateur le tout puissant
qui
nous a donné la volonté, la patience et nous a fourni l'énergie et la force pour
achever ce travail.*

فاللهم لك الحمد

كما ينبغي لجلال وجهك وعظيم سلطانك

*Nous exprimons nos sincères remerciements à notre encadrant Djelouli
Bouazza*

*pour avoir accepté de diriger ce travail, Nous lui adressons l'expression de
notre profonde reconnaissance,
notre immense gratitude et notre grand respect, pour tous ses efforts, son
savoir, ses idées, sa confiance et ses encouragements.*

Nos

*vifs remerciements vont également au président de jury, pour avoir accepté de
présider ce jury, Nous lui témoignons
toute notre gratitude. Nous remercier également l'examineur pour avoir
accepté de guider ce modeste travail.*

*Enfin, nous souhaitons exprimer notre reconnaissance à toutes les personnes
qui ont
contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.*

2
0
2
5



Dédicace

Enfin, le grand jour est arrivé, pour lancer un grand soupir. Dieu merci, de m'avoir donné le courage et la patience de pouvoir surmonter tous les obstacles.

La

vie ne nous offre pas toujours ce qu'on espère, mais puisque l'espoir existe, la réussite existe aussi.

C'est avec une grande fierté que je dédie ce modeste travail : A ceux qui m'ont fait voir le bon côté des choses quand je ne voyais que le pire, mes précieux parents, ma plus grande force dans la vie, pour qui aucune dédicace ne saurait leur rendre hommage.

À mes frères et ma sœur, pour leur affection, leur présence rassurante et leurs encouragements constants.

À ma petite princesse Farah, fille de ma sœur, qui a illuminé mes journées par sa joie et sa tendresse. Son sourire souvent été ma source de réconfort dans les moments difficiles.

À mon binôme, pour sa présence fidèle, ses mots justes, son écoute et son soutien dans toutes les étapes de ce travail.

A tous mes enseignants

Tous ceux qui m'ont aidé dans la réalisation de ce mémoire.

Maroua

.Dédicace :

À mes très chers parents,

Pour votre amour inconditionnel, vos sacrifices silencieux, vos prières et votre soutien sans faille... Ce mémoire vous est dédié en premier lieu. Que Dieu vous garde et vous récompense comme il se doit.

À mes frères et sœurs,

Merci pour votre affection, vos encouragements, votre patience et votre présence à mes côtés dans les moments de doute comme dans les moments de joie.

À ma belle-sœur, l'épouse de mon frère,

Pour ta gentillesse, ton soutien et ta bienveillance tout au long de mon parcours.

À mon binôme,

Merci pour ton implication, ton sérieux, ton esprit d'équipe et tous les efforts partagés qui ont rendu ce travail possible.

À toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ce mémoire,

Recevez ici l'expression de ma reconnaissance.

Rania

Liste de l'abréviation

SFET (Ion Sensitive Field Effect Transistor) : Transistor à effet de champ sensible aux ions, utilisé pour la mesure du pH dans les milieux liquides.

MOSFET (Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor) : Transistor classique à effet de champ, utilisé comme base de construction de l'ISFET.

pH (Potentiel Hydrogène) : Mesure de l'acidité ou de la basicité d'une solution aqueuse.

TCS (Temperature Coefficient of Sensitivity) : Coefficient représentant la variation de la sensibilité d'un capteur ISFET en fonction de la température (en mV/°C).

VT / Vth (Threshold Voltage) : Tension de seuil du transistor ISFET, influencée par la température et la concentration ionique.

ML (Machine Learning) : Apprentissage automatique, technique d'intelligence artificielle utilisée pour modéliser et compenser la dérive thermique.

IA / AI (Intelligence Artificielle / Artificial Intelligence) : Discipline visant à créer des systèmes capables d'imiter l'intelligence humaine.

MLP (Multi-Layer Perceptron) : Réseau de neurones multicouche utilisé pour modéliser des fonctions complexes non linéaires.

DT (Decision Tree) : Arbre de décision, modèle prédictif utilisé en machine learning pour la classification ou la régression.

RF (Random Forest) : Méthode d'ensemble basée sur plusieurs arbres de décision pour améliorer la performance prédictive.

MAE (Mean Absolute Error) : Mesure de l'erreur moyenne absolue entre les valeurs prédites et les valeurs réelles.

MSE (Mean Squared Error) : Erreur quadratique moyenne utilisée pour évaluer la précision d'un modèle de régression.

RMSE (Root Mean Squared Error) : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne, donne une idée de la dispersion des erreurs.

R² (Coefficient de Détermination) : Indicateur statistique mesurant la qualité d'un modèle de régression (plus il est proche de 1, mieux c'est).

SPICE (Simulation Program with Integrated Circuit Emphasis) : Logiciel de simulation de circuits électroniques, utilisé pour modéliser le comportement de l'ISFET.

ROIC (Read Out Interface Circuit) : Circuit d'interface qui permet la lecture et le conditionnement du signal de sortie du capteur ISFET.

CVCC (Constant Voltage Constant Current) : Méthode d'alimentation assurant une tension et un courant constants dans le circuit de lecture.

Table de matière

Remerciements	
.Dédicace :	
Introduction Générale :	1
Chapitre I : Présentation du capteur ISFET	
I.1 Introduction :	5
I.2 Généralité sur les capteurs	5
I.2.1 Définition les capteurs en générales :	5
I.2.2 Chaîne de mesure :	6
I.2.3 Classification des capteurs	6
I.2.3.1 Capteurs passifs	6
I.2.3.2. Capteurs actifs	7
I.3 Les capteurs chimiques	7
I.3.1 Les éléments principaux d'un capteur chimique	8
I.3.2 Famille des capteurs chimiques	8
I.3.3 Domaines d'application	9
I.4 Avantages et inconvénients des capteurs chimiques :	9
I.4.1 Avantages :	10
I.4.2 Inconvénients :	10
I.5 Les capteurs chimiques ISFETs (Ion Selective Field Effect Transistor)	10
1.5.1 Structure physique du capteur ISFET :	13
I.6 L'intégration des couches ionosensibles :	14
I.7 Principe de fonctionnement :	16
I.8 Avantages et inconvénients des Capteurs ISFET :	18
I.8.1 Avantages des capteurs ISFET :	18
I.8.2 Inconvénients des capteurs ISFET :	19
I.9 Principe de mesure de PH avec un capteur ISFET :	19
1-9-1 Définition du pH:	19
I.9.2 Mesure du pH :	20
1.9.3 Modèle de site Binding pour les surfaces contenant un site de liaisons Amphotères :	22
I.10 Effets de la température (dérive thermique) :	23
I.10.1 Modèle mathématique de la partie thermique :	24
I.10.2 Expression de la mobilité en fonction de la température :	25
I.10.3 Expression du potentiel de Fermi en fonction de la température :	25

I.10.4 Expression de l'énergie de gap en fonction de la température :.....	25
I.10.5 Expression du coefficient de température de la sensibilité TCS :.....	26
I.10.6 Relation entre la tension de seuil V_T et le potentiel de surface ψ_0 pour l'ISFET :....	26
I.10.7 Méthodes classiques de compensation thermique :.....	28
I.10.8 Remarque critique sur les limites des méthodes classiques :.....	29
I.11 Conclusion:	29

CHAPITRE II Machine Learning

II. Machine learning	31
II.1. Intelligence Artificielle.....	31
II.2. Le machine learning	31
II.3. Le fonctionnement du machine learning	32
II.4. Les différents types de machine learning	32
II.4.1 Apprentissage supervisé.....	33
II.4.2. Apprentissage non supervisé.....	33
II.4.3. Apprentissage semi-supervisé.....	33
II.4.4. Apprentissage par renforcement	34
II.5 Utilisation du Machine Learning dans l'Instrumentation Électronique.....	34
II.5.1 Applications du Machine Learning :.....	34
II. 5.2 Algorithmes de Compensation Thermique pour les Capteurs pH à ISFET utilisés en instrumentation	35
II .5.3 Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)	35
II . 5.4 Perceptron Multi-Couche (MLP)	36
II.5.4.1 Utilisation du MLP pour la compensation thermique :.....	36
II .5.4.2 .Fonctionnement du modèle :.....	36
II.6 Arbre de Décision (DT).....	37
II.6.1 Utilisation des Arbres de Décision (DT) dans la Compensation Thermique.....	38
II.6.2 Principe d'application dans la compensation thermique	38
II.6.3 Arbre de Décision (DT)	39
II.6.4 Application à un capteur pH de type ISFET	39
II.7 Forêt Aléatoire (Random Forest - RF)	40
II.7.1 Application à la compensation thermique.....	40
II.7.2 Régression Polynomiale pour la Compensation Thermique.....	41
II.8 UTILISATION DE MACHINE LEARNING DANS LE DOMAINE MEDICALE	41
II. 8.1 Introduction.....	41

II.8.2 Applications concrètes du ML dans les instruments médicaux	41
II.8.3 Compensation des erreurs de mesure.....	42
II.8.4 Détection d'anomalies en temps réel	42
II.8.5 Analyse automatique de signaux biomédicaux	42
II.8.6 Calibration intelligente des capteurs	42
II .8.7 Prédiction des pannes de capteurs.....	43
II.8.9 Filtrage adaptatif du bruit.....	43
II.8.10 Diagnostic assisté par l'intelligence artificielle	43
II.9 Algorithmes les plus utilisés du ML dans les instruments médicaux.....	43
II.10 Avantages et limites de l'utilisation du Machine Learning dans l'instrumentation médicale	44
II.10.1Avantages :	44
II.10.2 Limites :	45

CHAPITRE III

Modélisation et simulation de la dérive en température de l'ISFET

III.1-Introduction.....	47
III.2- Macro-modèle de l'ISFET :	48
III .3 Modélisation de la dérive en température :	49
III .3.1-Potentiel de l'électrode de référence en fonction de la température :	50
III.3.2- Potentiel de liquide jonction en fonction de la température :	50
III.3.3- Potentiel d'interface électrolyte-isolant en fonction de la température :	51
III.3.4 Constantes de dissociation en fonction de la température :	51
III.3.5- Paramètres MOS en fonction de la température :	51
III.4 Circuit d'interface de lecture (Read Out Interface Circuit : ROIC) :	52
III.4.1- Principe de mesure :	52
III.5- Caractéristique $I_{DS}(V_{GS})$ de l'ISFET en fonction du pH :	53
III.6- Caractéristique $I_{DS}(V_{GS})$ de l'ISFET en fonction de la température :	54
III.7- Caractéristique V_{ref} (pH) pour différentes températures :	56
III.8- Caractéristique V_{ref} (T) pour différentes valeurs de pH :	56
III .9 Compensation de la dérive en température de l'ISFET à l'aide de l'apprentissage machine :	57
III .10 Conclusion :	60
Conclusion générale	Erreur ! Signet non défini.

LISTE DES TABLEAUX

1	SENSIBILITES OBTENUES POUR DIFFERENTES COUCHES DIELECTRIQUE UTILISEES COMME ISOLANT DE GRILLE DANS LES CAPTEUR ISFET	21
2	COMPARAISON DES TAUX DE DERIVE DU PH=7 POUR DIFFERENTS MATERIAUX DE DETECTION	21

LISTES DES FEIGURES

FIGURE 1: DEFINITION D'UN CAPTEUR	5
FIGURE 2:CONSTITUTION D'UNE CHAINE DE MESURE CLASIQUE	6
FIGURE3 LES EFFETS UTILISES POUR REALISER LA MESURE	7
FIGURE4 L'EFFET UTILISE SUR MA MEUSURANDE POUR REALISE LA GRANDEUR DE SORTIE	7
FIGURE5 DIFFERENTES TYPES DES CAPTEURS CHIMIQUES	8
FIGURE 6SCHEMA SYNOPTIQUE D'UN CAPTEUR CHIMIQUE	8
FIGURE 7FAMILLES DES CAPTEURS CHIMIQUES	9
FIGURE 8 DOMAINES D'APPLICATION DES CAPTEURS CHIMIQUES	9
FIGURE 9 CAPTEUR CHIMIQUE ISFET	11
FIGURE 10 QUELQUES EXEMPLES SUR LES CAPTEURS ISFETS	11
FIGURE 11PRINCIPALES COUCHES SENSIBLES AUX IONS D'HYDROGENE	14
FIGURE 12SHEMA D'UN MOSFET.(A) STRUCTURE INTERNE ,(B) CIRCUIT ELECTRIQUE	17
FIGURE 13CIRCUIT ELECTRIQUE D'UN ISFET.VDS EST LA TENSION DRAIN SOURCE, VGS EST LA TENSION GRILLE SOURCE, IDS EST LE COURANT DE DRAIN SOURCE ,D EST LE DRAIN ,S EST LA SOURCE ET G LA GRILLE DRAIN SOURCE	18
FIGURE 14L'ECHELLE DE VARIATION DU PH , D'APRES I31 .LE COMPORTEMENT DES IONS NE DEPEND PAS ,EN REALITE,DE LEUR CONCENTRATION	19
FIGURE 15REPRESENTATION SCHEMATIQUE DU MODELE DE SITE DE BINDING	22
FIGURE 16FACTEURS INFLUENÇANT LE COMPORTEMENT D'ISFET	24
FIGURE 17VARIATION DE LA TENSION DE SEUIL DE L'ISFET EN FONCTION DES TERMES RELATIFS AU POTENTIEL DE SURFACE A L ELECTRODE DE REFERENCE ET AU SEMI-CONDUCTEUR	27
FIGURE 18EVOLUTION DE LA CARACTERISTIQUE D'UN ISFET EN FONCTION DE LA CONCENTRATION DE L'ION DETECTE	28
FIGURE 19 L'AI	31
FIGURE 20 TYPE DE L'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE	32
FIGURE 21 MULTI-LAYER PERCEPTRON (A NEURAL NETWORK MODEL)	35
FIGURE 22 MULTI-LAYER PERCEPTRON (A NEURAL NETWORK MODEL)	47

FIGURE 23 STRUCTURE DE L'ISFET	48
FIGURE 24 SCHEMA DE MACRO-MEDELE SPICE DE L'ISFET	49
FIGURE 25 BLOC DE SOUS -CIRCUIT (SUB -CIRCUIT BLOCK) DE L'ISFET	49
FIGURE 26 CIRCUIT D'INTERFACE DE LECTURE (READ OUT INTERFACE CIRCUIT :ROIC) CVCC: CONSTANT VOLTAGE CONSTANT CURRENT	52
FIGURE 27 VARIATION DE LA TENSION DE SEUIL POUR DEUX VALEURS DE PH DIFFERENTES	53
FIGURE 28, CARACTERISTIQUES IDS (VGS) POUR LES PH =4, 7,10 ET 12 A T=27°C ET VDS=0.5VOLT	53
FIGURE 29 CARACTERISTIQUES IDS(VGS) POUR LES PH=4,7,10 ET 12 A T=27°C ET VDS=2 VOLT	54
FIGURE 30 CARACTERISTIQUES IDS(VGS) POUR LES TEMPERATURES T=10,30,50 ET 70°C AU PH = 4 ET VDS=0.5 VOLTS	55
FIGURE 31 CARACTERISTIQUES IDS(VGS) POUR LES TEMPERATURES T=10,30,50 ET 70°C AU PH=4 ET VDS= 2VOLTS	55
FIGURE 32 CARACTERISTIQUES VREF(PH) POUR LES TEMPERATURES T=10,30,50 ET 70°C	56
FIGURE 33 CARACTERISTIQUES VREF(T) POUR LES PH =4,7,10 ET 12	57
FIGURE 34 COURBES DE PREDICTIONS SANS COMPENSATION ET AVEC COMPENSATION A L'AIDE D'ALGORITHMES DECISION TREE POUR LES PH =4,7,10 ET 12	59
FIGURE 35 COURBES DE PREDICTION SANS COMPENSATION ET AVEC COMPENSATION A L'AIDE D'ALGORITHME RANDOM FOREST POUR LES PH =4,7,10 ET 12	60

Résumé

Ce mémoire s'inscrit dans le cadre de la conception de capteurs intelligents capables de fournir des mesures fiables du pH, même en présence de perturbations thermiques. Le capteur étudié, appelé ISFET (Ion Sensitive Field Effect Transistor), présente de nombreux avantages tels que la miniaturisation, la compatibilité avec les circuits intégrés, et la rapidité de réponse. Cependant, il est très sensible à la température, ce qui provoque une dérive dans la tension de sortie, rendant la mesure du pH imprécise. Ce travail vise donc à modéliser cette dérive thermique et à proposer une méthode de compensation basée sur des techniques de Machine Learning. Plusieurs algorithmes ont été testés, tels que le Perceptron Multi-Couche, les Arbres de Décision et la Forêt Aléatoire. Les résultats de simulation montrent une amélioration significative de la stabilité des mesures. Ce mémoire représente ainsi une contribution à l'intégration de l'intelligence artificielle dans le domaine des capteurs chimiques.

Mots-clés : ISFET, dérive thermique, mesure du pH, Machine Learning, compensation, simulation.

الملخص (العربية)

يندرج هذا البحث ضمن إطار تطوير مجسات ذكية قادرة على قياس درجة الحموضة (pH) بدقة عالية حتى في الظروف البيئية المتغيرة. يُعد مجس ISFET من أكثر المجسات استخدامًا لقياس تركيز أيونات الهيدروجين، لما يتميز به من سرعة استجابة وتوافق مع الدوائر المتكاملة. غير أن هذا النوع من المجسات يعاني من مشكل رئيسي يتمثل في الانجراف الحراري، مما يؤدي إلى تذبذب في نتائج القياس. هدف هذا العمل هو نمذجة هذا الانجراف واقتراح طريقة تعويض تعتمد على تقنيات التعلم الآلي. تم استخدام عدة خوارزميات من بينها الشبكات العصبية متعددة الطبقات، أشجار القرار، والغابات العشوائية. وأظهرت نتائج المحاكاة فعالية هذه الطرق في تحسين استقرار القياس ودقته. يمثل هذا البحث خطوة نحو إدماج الذكاء الاصطناعي في تصميم المجسات الكيميائية الحديثة.

الكلمات المفتاحية: ISFET، الانجراف الحراري، قياس الـ pH، التعلم الآلي، المحاكاة، التعويض.

Abstract (English)

This research focuses on the development of intelligent sensors capable of accurately measuring pH even under varying thermal conditions. The studied sensor, known as ISFET (Ion Sensitive Field Effect Transistor), offers numerous advantages such as miniaturization, fast response, and compatibility with integrated circuits. However, it suffers from temperature sensitivity, which causes output voltage drift and leads to inaccurate pH readings. The objective of this work is to model this thermal drift and propose a compensation method based on Machine Learning algorithms. Various models such as Multi-Layer Perceptron, Decision Trees, and Random Forest were applied. Simulation results demonstrated a notable improvement in measurement stability and accuracy. This study contributes to the integration of artificial intelligence into modern chemical sensor technology.

Keywords: ISFET, thermal drift, pH measurement, Machine Learning, **simulation, compensation.**

Introduction

Générale

Introduction Générale :

La mesure du pH constitue une opération fondamentale dans divers domaines scientifiques et industriels tels que l'environnement, l'agroalimentaire, la médecine, la biotechnologie, et les procédés chimiques. Elle permet de déterminer l'activité des ions hydrogène en solution, information cruciale pour le contrôle de la qualité, la sécurité, et l'efficacité de nombreux processus chimiques ou biologiques. Les capteurs électrochimiques, en particulier les électrodes en verre, ont longtemps dominé le domaine de la détection du pH. Cependant, ces capteurs traditionnels présentent plusieurs limitations, notamment en termes de miniaturisation, de fragilité mécanique et de compatibilité avec les systèmes électroniques intégrés. Face à ces contraintes, les capteurs ISFET (Ion-Sensitive Field Effect Transistor) se sont imposés comme une alternative prometteuse. Introduits au début des années 1970, les ISFET sont dérivés des transistors MOSFET, avec la particularité que la grille de commande est remplacée par une membrane sensible aux ions, permettant la détection directe de la concentration en H^+ dans une solution. Grâce à leur faible coût, leur rapidité de réponse, leur robustesse mécanique et leur compatibilité avec les procédés CMOS, les ISFETs sont particulièrement adaptés aux systèmes embarqués, aux dispositifs médicaux portables, et aux applications environnementales. Cependant, malgré leurs nombreux avantages, les capteurs ISFET souffrent d'un comportement instable vis-à-vis des variations de température. Cette dérive thermique affecte directement les grandeurs électriques caractéristiques du capteur, telles que la tension de seuil (V_{th}) et la sensibilité, entraînant une altération de la précision de la mesure du pH. Ce phénomène est dû à la dépendance thermique des paramètres électrochimiques (potentiel de l'électrode de référence, constantes de dissociation, etc.) et des paramètres semi-conducteurs (mobilité des porteurs, potentiel de Fermi, etc.). Ainsi, pour une même concentration d'ions hydrogène, la sortie du capteur peut varier de manière significative avec la température ambiante, rendant les résultats peu fiables. Diverses méthodes ont été proposées pour compenser cette dérive, notamment l'ajout de capteurs de température, l'utilisation de circuits analogiques de correction, ou encore la stabilisation thermique par design du boîtier. Toutefois, ces solutions augmentent souvent la complexité du système, sa consommation énergétique, ou ses coûts de fabrication. D'où la nécessité de développer des méthodes numériques plus souples, adaptatives et efficaces. Dans ce contexte, l'intelligence artificielle, et en particulier l'apprentissage automatique (Machine Learning), offre une voie innovante pour traiter les problèmes liés à la dérive thermique. Ces techniques consistent à entraîner des algorithmes à partir de données mesurées (température, pH, tension de sortie...)

Introduction Générale

afin de prédire ou corriger automatiquement les erreurs introduites par la température. Contrairement aux approches déterministes classiques, le ML est capable de modéliser des relations complexes et non linéaires, sans nécessité d'un modèle physique explicite. Plusieurs algorithmes sont aujourd'hui accessibles, tels que la régression polynomiale, la régression par vecteurs de support (SVR), les forêts aléatoires (Random Forest), ou encore les réseaux de neurones multicouches (MLP). Ces approches ont montré une grande efficacité dans de nombreux domaines, et commencent à être explorées dans la compensation des dérives des capteurs chimiques. Des recherches récentes ont montré qu'il est possible de modéliser le comportement thermique d'un capteur ISFET à l'aide de modèles comportementaux intégrés dans des environnements de simulation électronique. En combinant ces modèles avec des techniques d'apprentissage supervisé, il devient envisageable de corriger les dérives de température de manière efficace. Plusieurs approches basées sur la régression et les réseaux de neurones ont permis d'obtenir des sorties corrigées, quasi indépendantes de la température, sur une large gamme de pH. Ce travail de mémoire s'inscrit donc dans cette dynamique, avec pour objectif principal de modéliser et simuler le comportement thermique d'un capteur de pH à base d'ISFET, puis de développer un modèle de compensation basé sur le Machine Learning. Dans une première étape, une étude théorique et expérimentale du fonctionnement du capteur sera réalisée, en mettant l'accent sur les effets de la température. Ensuite, un modèle mathématique sera mis en place, permettant de générer des données de simulation réalistes. Ces données serviront ensuite à entraîner et valider plusieurs algorithmes de régression, avec pour but de minimiser l'erreur due à la dérive thermique. La méthodologie suivie repose sur l'exploitation d'outils de simulation (tels que SPICE, MATLAB ou Python), l'analyse des données de sortie, et l'évaluation comparative des performances des modèles proposés. Ce projet vise ainsi à conjuguer les connaissances en capteur stique et en intelligence artificielle, afin de contribuer au développement de capteurs intelligents, plus fiables et mieux adaptés aux environnements variables. Avec l'évolution continue des technologies de détection, les capteurs de pH de type ISFET représentent une solution avancée pour la mesure rapide et précise de l'acidité. Cependant, malgré leur efficacité, ces capteurs sont fortement influencés par les variations de température, ce qui entraîne une dérive des valeurs mesurées et réduit la précision des résultats. Ce travail de recherche vise à étudier et simuler l'impact de la dérive thermique sur les performances des capteurs de pH, en analysant la relation entre la température et les mesures obtenues. L'objectif principal est de développer un modèle intelligent basé sur l'apprentissage automatique (Machine Learning), capable de compenser cette dérive et de corriger les valeurs mesurées pour les rapprocher le plus possible des valeurs réelles. Cette étude repose sur une

Introduction Générale

compréhension approfondie de la manière dont le capteur ISFET réagit aux changements de l'environnement, en particulier la température, afin de mettre en place un système capable de fournir des mesures plus stables et fiables dans des conditions variées[I.1].

Chapitre I :

Présentation du capteur ISFET

I.1 Introduction :

Dans ce premier chapitre, nous avons découvert les techniques les plus récentes étudiées dans ce mémoire. Nous nous basons sur l'étude des capteurs en général et de leurs différents types, en mettant particulièrement l'accent sur le capteur chimique, qui représente un élément clé, notamment le capteur ISFET. Nous abordons ses différentes caractéristiques, ses composants de mesure le PH, ainsi que le principe de fonctionnement et la réponse de ce capteur afin d'obtenir des résultats plus précis. Nous avons également défini le capteur ISFET son importance, ses principales bases, ses propriétés, les facteurs qui influencent son fonctionnement ainsi que les perturbations auxquelles il peut être soumis. Cela constitue une base essentielle pour approfondir l'étude présentée dans ce mémoire.

I.2 Généralité sur les capteurs

I.2.1 Définition les capteurs en générales :

Un capteur est un dispositif qui transforme l'état d'une grandeur physique observée en une grandeur utilisable, exemple : une tension électrique, une hauteur de mercure, une intensité, la déviation d'une aiguille... On fait souvent (à tort) la confusion entre capteur et transducteur : le capteur est au minimum constitué d'un transducteur.

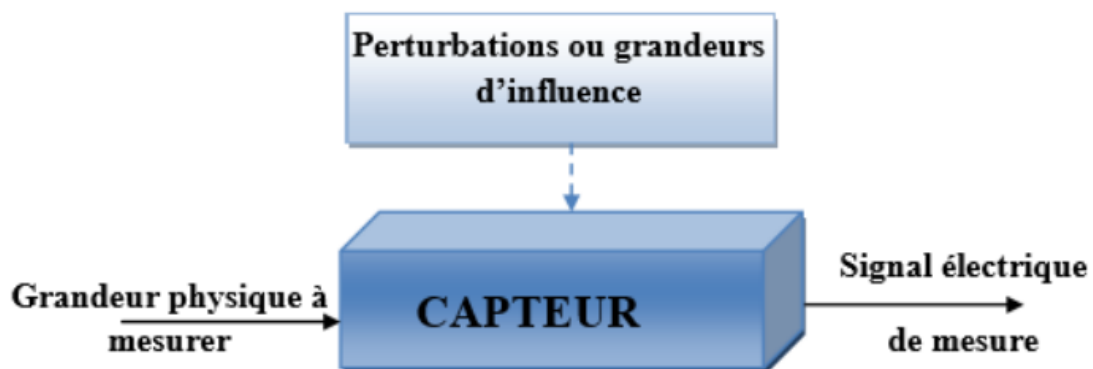


Figure 1: Définition d'un capteur

Les capteurs sont les éléments de base des systèmes d'acquisition de données. Leur mise en œuvre est du domaine de l'instrumentation [I.2]. Généralement, on obtient une grandeur de sortie du type électrique

I.2.2 Chaîne de mesure :

Pour obtenir une image d'une grandeur physique, on fait appel à une chaîne de mesure qui peut faire intervenir plusieurs phénomènes différents

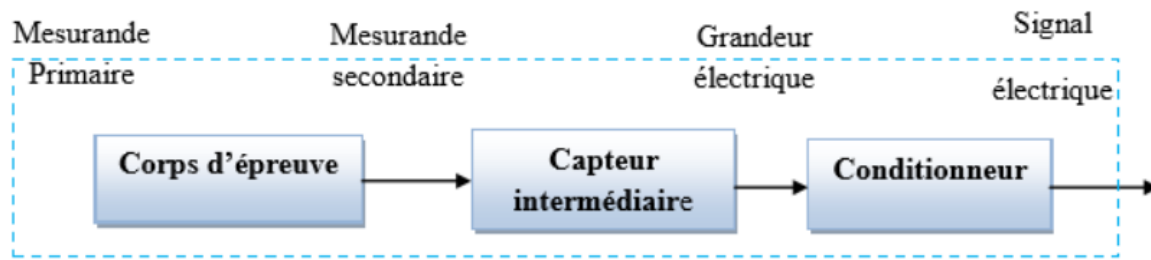


Figure 2: Constitution d'une chaîne de mesure classique

De manière classique la sortie d'une chaîne de mesure est du type électrique. Si la chaîne de mesure fait intervenir plusieurs transducteurs. On appelle corps d'épreuve celui qui est en contact direct avec la mesurande, le dernier transducteur est associé à un conditionneur qui fournit la grandeur électrique de sortie de manière exploitable. Le choix de conditionneur est une étape importante dans le cadre de la chaîne de mesure car, associé au capteur, il détermine la nature finale du signal électrique et va influencer sur les performances de la mesure

I.2.3 Classification des capteurs

On classe les capteurs en deux grandes familles : en fonction de la caractéristique électrique de la grandeur de sortie. Cette classification influe sur le conditionneur qui lui est associé.

I.2.3.1 Capteurs passifs

Le capteur se comporte en sortie comme un dipôle passif qui peut être résistif, capacitif ou inductif. Le tableau ci-dessous résume, en fonction de la mesurande, les effets utilisés pour réaliser la mesure.

Mesurande	Effet utilisé	Matériaux
Température	Résistivité	Platine, nickel, cuivre, semiconducteur, verre
Très basse température	Constant diélectrique	Semi-conducteur
Flux optique	Résistivité	Alliages nickel
Position	Résistivité	Magnétorésistances : Bismuth, antimoine d'indium
Humidité	Résistivité	Chlorure de lithium
Déformation	Résistivité	Alliages ferromagnétiques

Tableau (I.1) : Les effets utilisés pour réaliser la mesure.

I.2.3.2. Capteurs actifs

Dans ce cas, la sortie du capteur est équivalente à un générateur. C'est un dipôle actif qui peut être du type courant, tension ou charge. Les principes physiques mis en jeu sont présentés ci-dessous [I.3].

Mesurande	Effet utilisé	Grandeur de sortie
Température	Thermoélectrique (thermocouple)	tension
Flux optique	Photoémission pyroélectricité	Courant Charge
Force, pression, accélération	piézoélectricité	Charge
position	Effect hall	Tension
vitesse	Induction	Tension

1L'effet utilisé sur la mesurande pour réalisé la grandeur de sortie

I.3 Les capteurs chimiques

Les capteurs chimiques sont des dispositifs analytiques permettant de détecter la présence ou de mesurer la concentration d'une substance chimique spécifique dans un milieu donné. Leur principe repose sur l'interaction entre un analyte (molécule ou ion cible) et un élément récepteur, suivie d'une conversion de cette interaction en un signal mesurable par un transducteur. Grâce à cette capacité de détection sélective, les capteurs chimiques sont devenus des outils indispensables dans des domaines variés tels que la médecine, l'environnement, l'agroalimentaire et l'industrie.

Leur développement repose sur l'évolution conjointe de la chimie analytique, de la microélectronique et des sciences des matériaux, ce qui a permis l'émergence de capteurs toujours plus miniaturisés, sensibles et adaptés à des environnements complexes.[I.4]

Les capteurs chimiques sont classés selon leurs types de détection figure 3

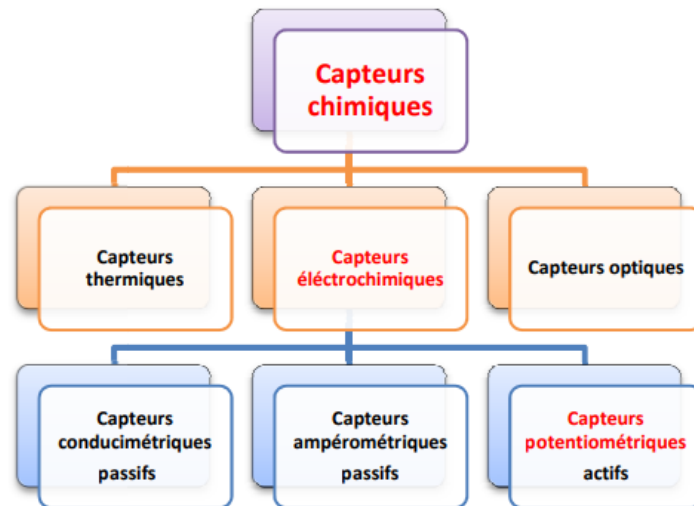


Figure 3 : Différentes types des capteurs chimiques

I.3.1 Les éléments principaux d'un capteur chimique

Les capteurs chimiques contiennent habituellement deux composantes de base connectées en série: une partie sélective (récepteur ou couche sensible), constitué d'un matériau de détection sensible à l'espèce recherchée (molécule, ion, ...etc.), et un transducteur physico-chimique qui transforme la réponse chimique en signal électrique [I.5]

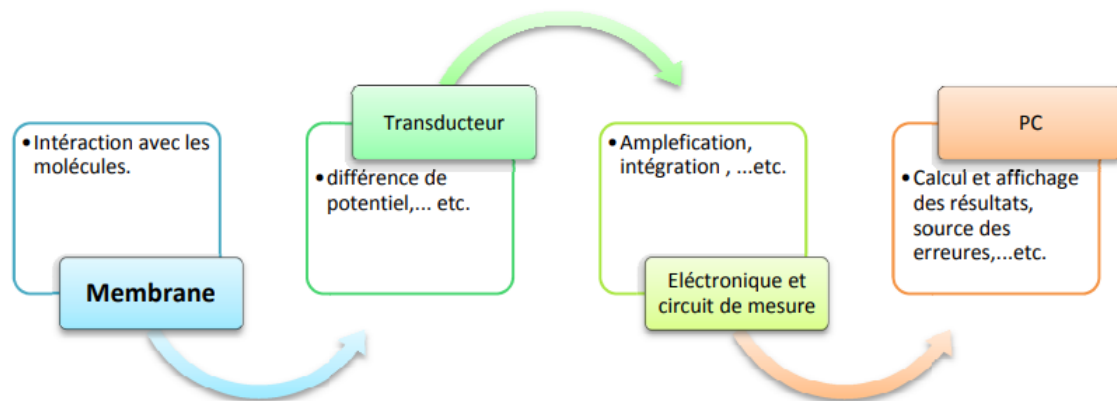


Figure 4 : schéma synoptique d'un capteur chimique

I.3.2 Famille des capteurs chimiques

Il existe de nombreuses familles de capteurs chimiques pour l'analyse en phase liquide. Chacune d'elles ayant des modes d'analyse spécifiques et adaptés au milieu à étudier, voir figure 5

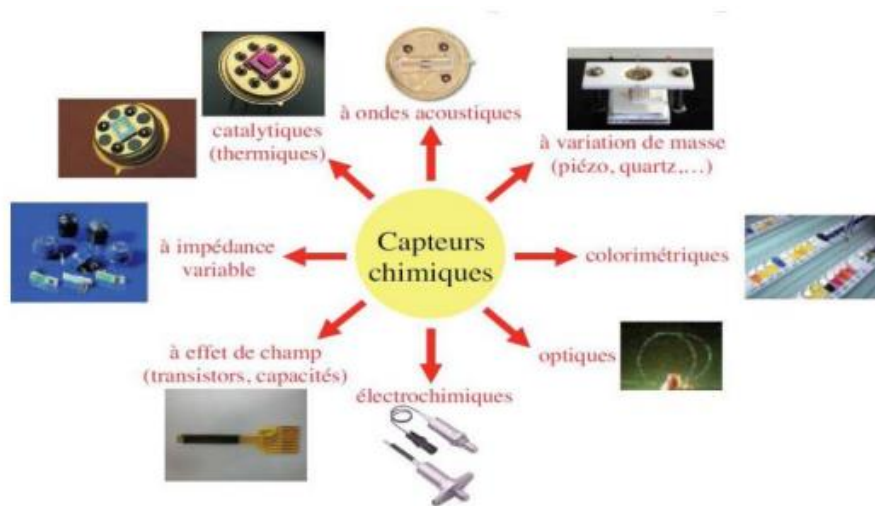


Figure 5 : Familles des capteurs chimiques

I.3.3 Domaines d'application

Les capteurs chimiques sont particulièrement intéressants en raison de leur sensibilité élevée, de leur sélectivité, de leur simplicité de mise en œuvre et de leur faible coût [I.6] Ils font partie des premiers capteurs à avoir atteint le stade commercial avec un vaste domaine d'applications (médicales, industrielles, environnementales et agricoles) voir figure I.6.



Figure 6 : Domaines d'application des capteurs chimiques

I.4 Avantages et inconvénients des capteurs chimiques :

Les capteurs chimiques sont devenus aujourd'hui primordiaux du fait de leurs nombreuses applications en biologie, biochimie, médecine, sécurité, agriculture et environnement. Donc, il est très important de présenter leurs avantages ainsi, ils ont parfois certains inconvénients:

I.4.1 Avantages :

Les principaux avantages des capteurs chimiques sont :

- Leur faible encombrement;
- Leur faible consommation énergétique ;
- Temps de réponse relativement court;
- Reproductible;
- Sensible, stable et très souvent sélectifs,

I.4.2 Inconvénients :

Le principal inconvénient de tels capteurs réside dans leur fragilité excessive qui limite sérieusement leurs conditions de fonctionnement et de conservation et qui réduit fortement leur durée de vie, Par ailleurs les coûts de développement et de production de tels capteurs restent en général très élevés

I.5 Les capteurs chimiques ISFETs (Ion Selective Field Effect Transistor)

En 1970, Piet Bergveld a développé un nouveau procédé électronique permettant de mesurer l'activité des ions dans un milieu chimique et biochimique. Il utilise le principe d'une électrode de verre et d'un transistor à effet de champ. Il mit en évidence la sensibilité aux ions H^+ d'un transistor MOS (Métal-Oxyde-Semi-conducteur) sans grille métallique. Il introduit ainsi le premier capteur chimique (ChemFET) à effet de champ, l'ISFET (Ion Sensitive Field Effect Transistor) [I.7]. La méthodologie de l'ISFET pour la mesure d'ions est développée sur la base du transistor MOSFET (transistor à effet de champ commandé en tension par une grille métallique). Le principe de base du transistor MOSFET est de pouvoir contrôler le courant circulant entre deux zones de semi-conducteur (source et drain) par l'application d'une tension V_{GS} sur la grille [I.8] [I.9] [I.10].

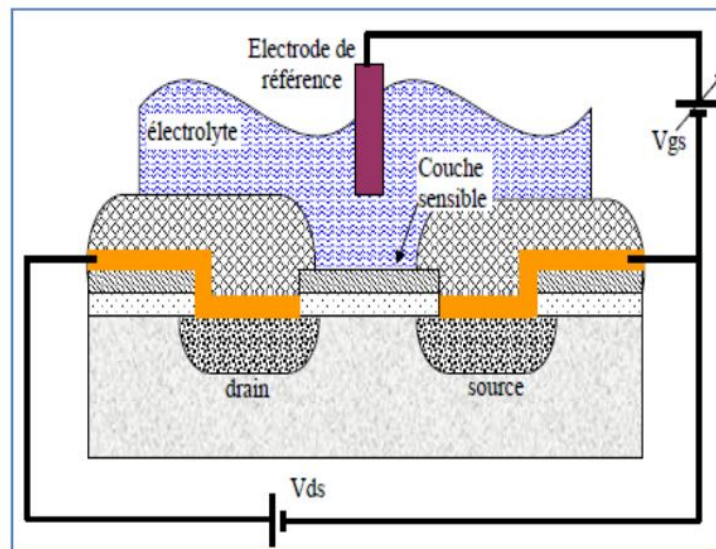


Figure 7: Capteur chimique ISFET

L'électrode de grille métallique est isolée du drain et de la source au moyen d'un oxyde de silicium (SiO_2) et le courant drain source (I_{DS}) est commandé électrostatiquement. L'impédance d'entrée est extrêmement élevée de l'électrode de grille ce qui implique qu'il n'est pas nécessaire d'appliquer une grande tension d'entrée pour commander ce courant (I_{DS}). Dans le cas de l'ISFET, la grille métallique est remplacée par une électrode de référence, l'électrolyte à analyser et une grille isolante sensible à la concentration en ion recherché (par exemple H^+). Le système fondamental de mesure du pH-ISFET est montré sur la (figure 7). La (figure 8), illustre quelques exemples des capteurs chimiques ISFETs.

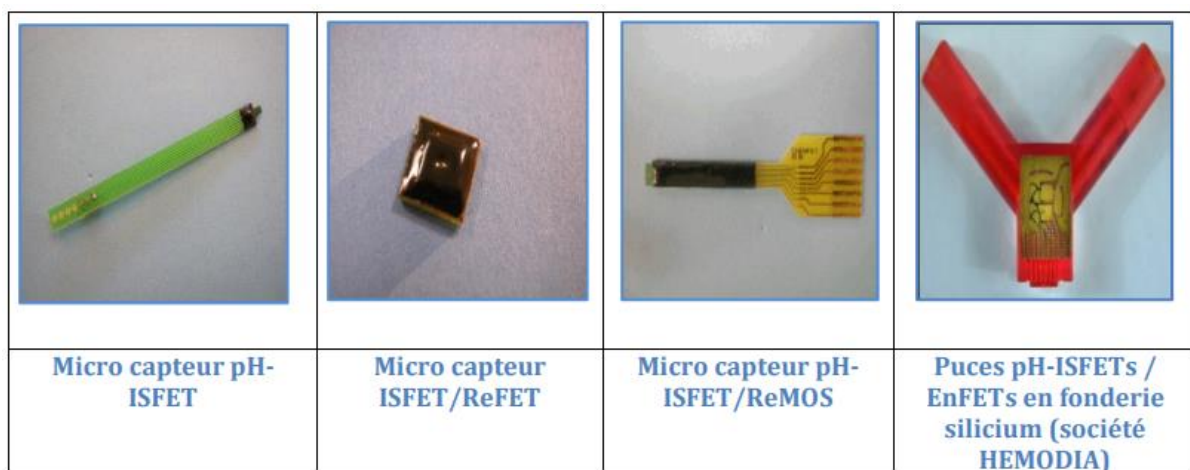


Figure 8: Quelques exemples sur les capteurs ISFETs

L'accumulation de charges nettes positives ou négatives sur la surface sensible aux ions entraîne un décalage de la tension de seuil (V_{th}) du transistor [I 36] en raison de la génération d'un potentiel de surface qui module le champ électrique à l'interface semi-conducteur/isolant. Cette variation caractéristique de permet de convertir une variation de concentration ionique en un signal électrique mesurable. Dans le but de modéliser et de simuler l'ISFET, nous avons considéré un dispositif à canal n, virtuellement fabriqué sur un substrat de silicium de type p <100> avec une résistivité de feuille de 10–20 $\Omega \cdot \text{cm}$. Les paramètres de procédé utilisés pour la modélisation du dispositif sont abordés dans la section suivante.

Les équations régissant le courant de drain et la tension de seuil pour l'ISFET sont les suivantes : [I 36]

$$I_{DS} = \mu n C_{ox} w/L [(V_{GS} - V_{th}) - V_{DS}/2] V_{DS} \quad [I 36]$$

Où :

- μn : mobilité des électrons,
- C_{ox} : capacité d'oxyde par unité de surface,
- W, L : largeur et longueur du canal,
- V_{GS} : tension grille-source,
- V_{th} : tension de seuil de l'ISFET,
- V_{DS} : tension drain-source.

$$V_{TH} = E_{ref} - \psi_0 + \chi_{sol} - \Phi_{Si}/q - Q_{ss} + Q_{ox} + Q_B / C_{ox} + 2\phi_F \quad [I 37]$$

où :

- E_{ref} : potentiel de l'électrode de référence (par rapport au vide),
- ψ_0 : potentiel de surface à l'interface électrolyte-isolant,
- χ_{sol} : potentiel dipolaire de la solution, Φ_{Si} : fonction travail du silicium,
- q : charge élémentaire ($1.602 \times 10^{-19} \text{ C}$),
- $Q_{ss} + Q_{ox} + Q_B$: somme des charges accumulées aux interfaces :
- Q_{ss} : charge piégée à la surface de l'oxyde,
- Q_{ox} : charge dans l'oxyde,
- Q_B : charge de la zone de déplétion dans le silicium,

- **Cox**: capacité de l'oxyde par unité de surface,
- **$2\phi_F$** : potentiel de Fermi du semi-conducteur.

1.5.1 Structure physique du capteur ISFET :

La structure du capteur ISFET dérive directement de celle du MOSFET, mais avec des modifications spécifiques qui le rendent sensible aux ions présents dans une solution aqueuse. Un ISFET est généralement composé des éléments suivants : [I38]

- **Substrat en silicium** : il constitue la base du dispositif et supporte l'ensemble des couches
- **Zone de canal (source et drain)** : similaire à celle du MOSFET, elle permet la circulation des porteurs de charge (électrons ou trous) entre les deux bornes source et drain.
- **Couche isolante (oxyde)** : typiquement constituée de SiO_2 , Si_3N_4 , Al_2O_3 ou Ta_2O_5 . Cette couche joue un rôle critique en séparant le canal du contact direct avec la solution.
- **Membrane sensible** : c'est la surface sur laquelle interagit l'électrolyte. Elle est en contact avec une solution contenant des ions H^+ . Les matériaux utilisés influencent directement la sensibilité du capteur.
- **Électrolyte** : solution contenant les ions à mesurer.
- **Électrode de référence (généralement Ag/AgCl)** : elle établit un potentiel fixe par rapport auquel les variations dues à l'activité ionique sont mesurées.

Le fonctionnement repose sur l'application d'un potentiel via l'électrode de référence plongée dans la solution électrolytique. Ce potentiel induit une polarisation de la couche diélectrique, ce qui modifie le champ électrique au niveau du canal. La variation de la concentration des ions H^+ modifie la charge de surface, ce qui impacte la tension de seuil (V_{th}) du transistor. Contrairement à un MOSFET, où la grille métallique est directement polarisée, ici c'est l'électrolyte et les interactions chimiques de surface qui jouent ce rôle. Il est également important de noter que la Structure de l'ISFET peut être optimisée pour différentes applications, en adaptant les matériaux de la membrane, l'épaisseur des couches, ou la configuration de lecture (amplificateur suiveur, source commune, etc.). Les choix technologiques influencent les performances en termes de sensibilité, de linéarité, de temps de réponse, et de stabilité thermique. [I 39]

I.6 L'intégration des couches ionosensibles :

Pour un bon fonctionnement d'un capteur ISFET, le matériau constituant la grille ionosensible doit posséder les propriétés suivantes [1.11] :

1. Etre sensible et sélectif à l'ion détecté ;
 2. Etre passivant à la surface de silicium pour cela il faut isoler et protéger le canal du transistor de la solution à analyser ;
 3. Présenter une bonne barrière à la diffusion et à la migration des ions.
- Problème : Il est difficile de trouver un seul matériau qui possède ces trois propriétés en même temps ?
 - Remède : En pratique, le matériau de grille est généralement constitué par la combinaison de plusieurs diélectriques. Donc l'amélioration des propriétés des capteurs ISFET passe par l'investigation et l'optimisation des matériaux de détection et de leurs dépôts sur la grille SiO_2 , voir figure 9

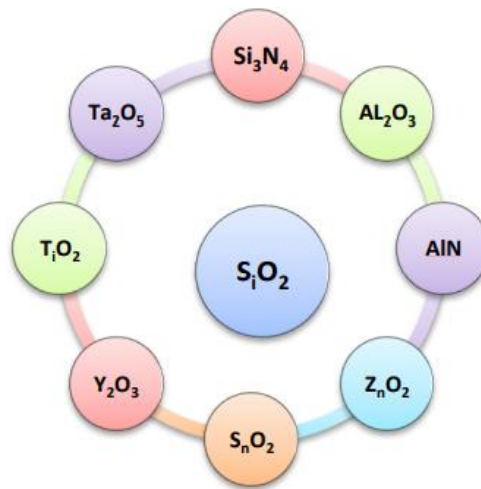


Figure 9 : Principales couches sensibles aux ions d'hydrogène

La sélectivité et la sensibilité chimique d'un capteur pH-ISFET sont limitées par les propriétés de l'interface électrolyte/isolant. Le premier isolant qui a été étudié pour la détection des ions H^+ est l'oxyde de silicium. Cependant, ce matériau a rapidement montré ses limites pour la mesure du pH. Sa sensibilité est subnernstienne ($< 30 \text{ mV/pH}$, la valeur de sensibilité quasi-nernstienne est 55 mV/ph) avec des temps de réponse très long, et une faible durée de vie [1.12]. Pour cela, les recherches se sont tournées vers les structures isolantes bicouches. En

conservant l'oxyde de silicium SiO_2 vu ses qualités d'interface, et sa bonne tenue au claquage, on dépose sur cette couche d'autres matériaux ayant de meilleures propriétés d'interface pour la détection de l'ion H^+

Les capteurs pH-ISFET sont déjà rentrés dans le rang des microcapteurs chimiques traditionnels. Plusieurs couches chimique sont été développées avec succès pour détecter les ions hydrogène (Si_3N_4 , Ta_2O_5 , Al_2O_3 , SnO_2 , TiO_2 , ZrO_2). Les principales couches sensibles aux ions d'hydrogène et leurs caractéristiques sont :

- L'oxyde d'aluminium Al_2O_3 : Ce type de diélectrique permet d'obtenir une sensibilité satisfaisante variant entre 53-57 mV/pH. Cependant son dépôt n'est pas compatible avec les technologies des circuits intégrés à base de silicium [I 13]
- L'oxyde de tantale Ta_2O_5 : Cette couche diélectrique est caractérisée par un temps de réponse rapide de l'ordre de milliseconde [I 14], une bonne sensibilité qui varie entre 54 et 60 mV/pH. Les films de Ta_2O_5 sont plus performants que les films de SiO_2 et Si_3N_4 pour la fabrication de membranes sensibles aux ions H^+ [I 15]. L'inconvénient pour ces films est de ne pas être compatible avec les technologies des circuits intégrés. De plus ce matériau n'est pas sélectif aux ions potassium K^+ , calcium Ca^{+} et sodium Na^+ . Ce matériau est déposé soit par pulvérisation radiofréquence RF, soit par dépôt chimique en phase vapeur assisté par plasma (PECVD) [I 16].
- L'oxyde de lanthanide TiO_2 : Il possède une sensibilité quasinernstienne d'environ 55mV/pH, chimiquement stable et insoluble, à l'exception des solvants de forte acidité. Le dépôt de diélectrique s'effectue par la méthode de pulvérisation [I 17].
- L'oxyde d'yttrium Y_2O_3 : Ce type de diélectrique est caractérisé par une bonne sensibilité qui varie autour de 56 mV/pH, plus résistant aux solutions de forte acidité et un faible potentiel d'hystérésis. Le dépôt de cette membrane s'effectue par PVD (Physical Vapor Depositions) [I 17].
- Le nitrure d'aluminium AlN : Cette couche diélectrique est caractérisée par un temps de réponse rapide, une bonne linéarité et une sensibilité qui varie entre 55 et 59 mV/pH. Le dépôt de cette membrane s'effectue par la pulvérisation radio fréquence [I 18].
- Le nitrure de silicium Si_3N_4 : C'est un matériau qui est bien connu et maîtrisé dans la technologie des circuits intégrés. La structure $\text{SiO}_2/\text{Si}_3\text{N}_4$ est caractérisée par une réponse stable, rapide, une bonne linéarité, et une sensibilité quasinernstienne entre

50-56 mV/pH. Généralement, la couche de Si_3N_4 est obtenue par un dépôt chimique en phase vapeur (LPCVD) [I 19 ,I 20].

- L'oxyde d'étain (SnO_2) : La structure amorphe de SnO_2 assure la meilleure sensibilité aux ions hydrogène de 58 mV/pH par rapport à la structure poly cristalline. Cette grille diélectrique est déposée soit par évaporation thermique soit par pulvérisation [15]. Chou & al. ont proposé d'utiliser la technique de sol-gel qui est caractérisée par une température basse, un procédé simple et un contrôle facile de minces couches de SnO_2 [I 21].
- L'oxyde de tungstène amorphe (WO_3) : Le capteur pH-ISFFET avec la grille SiO_2/WO_3 possède une rapidité élevée mais par contre sa sensibilité est autour de 50 mV/pH [I 22]. La membrane est déposée par pulvérisation radiofréquence RF.
- L'oxyde de zirconium (ZrO_2) : Cette membrane déposée par CVD, n'a pas trouvé d'utilisation pratique à cause de sa faible sensibilité [I 23].
- Le silicium amorphe hydrogéné ($\text{Si} : \text{H}$) : La sensibilité de ce type de pH-ISFET augmente avec la température du milieu analysé. A température ambiante de 25°C Celle est de 50 mV/pH et à la température de 65°C la sensibilité atteint la valeur de 59 mV/pH [I 13]. Cette couche ionosensible se dissout dans les solutions basiques et n'est donc utilisable que dans la gamme du pH = (1...7). Le dépôt de cette membrane s'effectue par PECVD.

I.7 Principe de fonctionnement :

Le principe de fonctionnement d'un capteur ISFET va être expliqué en se basant sur le capteur traditionnel pH-ISFET. Ce type de capteur a permis de mesurer l'activité d'ions hydrogène en solution. La structure d'un pH-ISFET est identique à celle d'un MOSFET (Metal Oxide Semiconductor Field Effect Transistor), c'est pourquoi nous allons présenter dans ce qui suit, la structure et le principe de fonctionnement d'un tel dispositif. Un transistor MOS se compose généralement d'un substrat de semi-conducteur sur lequel est développée une couche mince diélectrique tel que le dioxyde de silicium SiO_2 , le nitrure de silicium Si_3N_4 ,..., et d'une couche conductrice (un métal ou du polysilicium fortement dopé) appelée électrode de grille qui est déposée sur l'isolant. Deux régions fortement dopées par implantation ionique ou diffusion thermique appelées la source et le drain sont formées dans le substrat de chaque côté de la grille voir figure 10 [I 24]

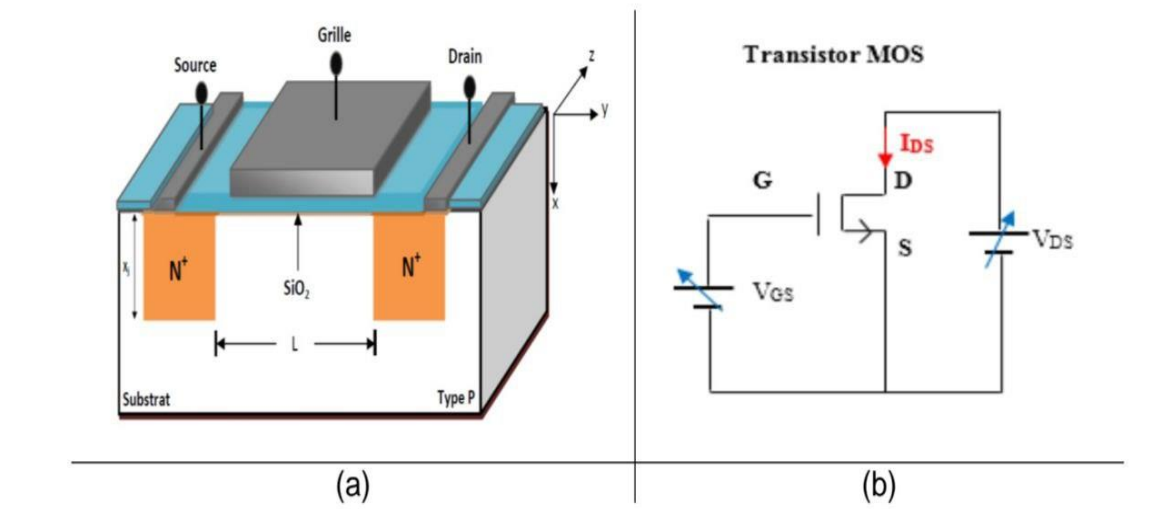


Figure 10 : Schéma d'un MOSFET.(a) structure interne ,(b) circuit électrique

Notons que la structure est symétrique. En raison de cette symétrie, on ne peut pas distinguer la source et le drain, les rôles de ces derniers sont définis après que les tensions de polarisation soient appliquées. La région sur laquelle le potentiel appliqué est le plus élevé est le drain, l'autre est la source généralement à la masse [25,26]. L'espace entre source et drain est appelé canal. Il y a deux types de transistors MOS : les NMOS dont le canal de conduction est constitué d'électrons, et les PMOS dont le canal de conduction est constitué de trous. Dans ce qui suit, nous allons nous intéresser au transistor NMOS uniquement.

Un transistor NMOS au silicium est fabriqué à partir d'un substrat semi-conducteur habituellement de silicium type P, les zones source et drain de type N fortement dopées sont équivalentes à des réservoirs d'électrons de chaque côté du canal. Une couche mince de SiO₂ isole le canal d'une métallisation constituant l'électrode de grille. La tension appliquée sur l'électrode de grille assure le contrôle de la conductivité du canal voir figure 10 b. Le choix judicieux de la tension de grille va permettre le passage d'un courant électrique entre la source et le drain. L'application entre grille et source d'une tension de grille V_{GS} positive repousse les trous (porteurs majoritaires) et attire les électrons (porteurs minoritaires) du substrat de type P. Lorsque l'une des jonctions (source ou drain) est polarisée en inverse par une tension de drain V_{DS} avec une tension V_{GS} suffisamment positive pour atteindre l'inversion, un canal de type N peut être formé pour assurer la continuité entre la source et le drain. La circulation d'un courant appelé courant de drain I_{DS} entre le drain et la source devient alors possible. Le principe de fonctionnement du capteur chimique ISFET illustré dans la figure 11 est basé sur le

piégeage des ions dans la couche ionosensible [27,28,29,30]. Les charges piégées provoquent une variation du potentiel chimique ψ_0 entre la membrane et la solution. Ce potentiel influe sur le courant de drain I_{DS} .

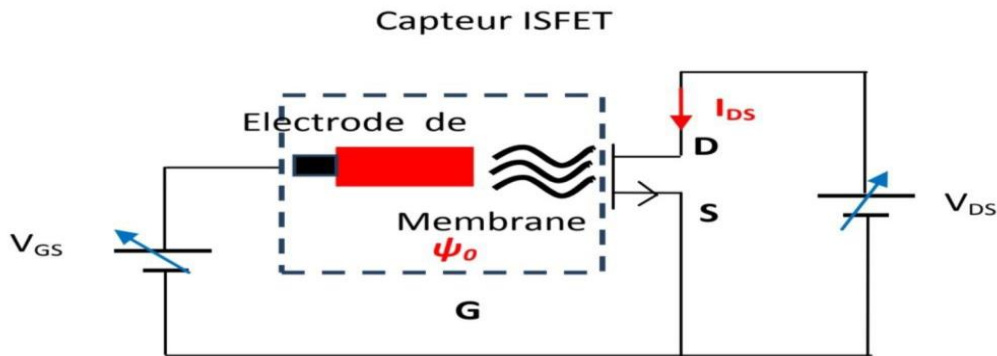


Figure 11 : Circuit électrique d'un ISFET. V_{DS} est la tension drain source, V_{GS} est la tension grille source, I_{DS} est le courant de drain source, D est le drain, S est la source et G la grille drain source

I.8 Avantages et inconvénients des Capteurs ISFET :

Les avantages et les inconvénients des microcapteurs chimiques ISFET sont [I15] :

I .8.1 Avantages des capteurs ISFET :

- Compatibilité avec la technologie silicium Faible coût
- Possibilité de conception des capteurs "jetables"
- Miniaturisation
- Intégration dans les systèmes monolithiques
- Robustesse
- Facilité et commodité d'utilisation
- Faible résistance de sortie
- Caractère générique : adaptation à tout type d'ions dans le cadre de systèmes multicapteurs
- Court temps de réponse
- Faible énergie de consommation
- Interface avec le microfluidique
- Non nécessité du maintien spécial

I.8.2 Inconvénients des capteurs ISFET :

- Dérive temporelle
- Vieillessement
- Sensible à la force ionique de la solution
- Calibration fréquente
- Optimisation du packaging
- Difficulté d'intégration des couches sensibles
- Intégration d'une électrode de référence

I.9 Principe de mesure de pH avec un capteur ISFET :

1-9-1 Définition du pH:

Le pH est une grandeur chimique fondamentale qui exprime l'acidité ou la basicité d'une solution aqueuse il est lié à la concentration d'ions H_3O^+ dans la solution. En 1909, le biochimiste danois Sorensen [I31] a développé l'échelle du pH qui varie de 0 à 14 figure 12. et introduit la définition du pH comme l'opposé du logarithme décimal de concentration des ions $[H_3O^+]$ dans la solution

$$PH = - \text{Log}([H_3O^+]) \quad [I32]$$

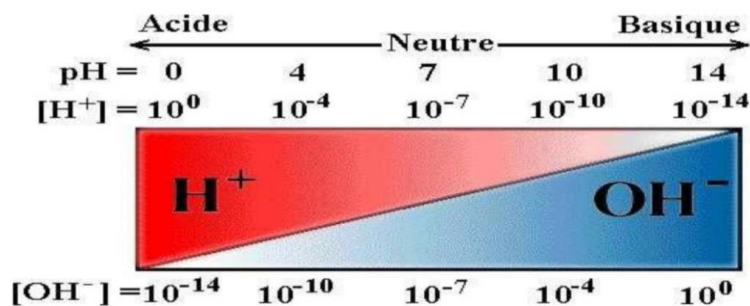


Figure 12 : L'échelle de variation du pH , d'après [I31] .Le comportement des ions ne dépend pas ,en réalité,de leur concentration

Le comportement des ions ne dépend pas, en réalité, de leur concentration mais plutôt de leur activité, sauf dans le cas des solutions très diluées où il est possible de négliger la différence entre la concentration et l'activité. Donc pour les solutions très concentrées, la relation suivante rentre en vigueur : $PH = - \text{Log}([aH^+])$ où aH^+ est l'activité des ions H_3O^+

La mesure et le contrôle du pH, lié à la quantité d'ions d'hydrogène dans la solution, sont très importants en chimie (mesure de l'acidité), en biochimie ou pour les sciences environnementales. Par exemple, la mesure de l'acidité du sol joue un rôle fondamental dans la rentabilité des cultures. Les applications sont également très importantes dans le domaine médical pour la mesure du pH sanguin, du pH de l'urine ou de la salive, et encore la détection d'infection dans la cornée par la mesure de son pH. Dans le secteur agro-alimentaire, la mesure du pH permet de contrôler les processus de fabrication (fermentation, hydrolyse,..). Il existe également des applications simples de mesure du pH dans les eaux des piscines, des réservoirs, ou pour les réseaux d'eau potable.[I 30]

I.9.2 Mesure du pH :

Plusieurs méthodes existent pour mesurer le pH : les indicateurs colorés (rouge phénol), les bandes de pH (papier pH), les méthodes à électrodes métalliques (électrode d'hydrogène [I33 ,I34], électrode à la qui nhydronne [I35] et électrode d'antimoine [I 36,I 37] qui utilisent le principe Potentiomètre. La majorité des pH-mètres commercialisés aujourd'hui utilisent la différence du potentiel entre deux électrodes dans une solution, comme l'électrode de verre [I 38]. D'autres méthodes récentes sont développées pour la mesure du pH. Les capteurs à base de fibres optiques utilisent des molécules dont les propriétés spectrales dépendent du pH. Les capteurs de pH sensibles à la masse sont basés sur un hydrogel changeant de masse avec le pH, et sont couplés à un capteur piézoélectrique dont la fréquence de résonance varie avec la masse. Il existe également des capteurs de pH à base d'électrodes d'oxydes métalliques ,des capteurs de pH à base de polymères sensibles au pH comme le poly pyrrole ou la poly aniline [I 39], des capteurs de pH à base de micro cantilevers, et finalement des transistors de type ISFET intégrant une membrane sensible au pH [I 39]

Les différentes sensibilités au pH sont illustrées dans la table I .3, le capteur ISFET en membrane SiO₂ donne une faible sensibilité au pH dont la réponse est instable, car elle varie selon les valeurs de pH en solution. Dans ces données de comparaison les membranes de détection a-Si : H et a-WO₃ sont adaptées à des solutions tampons d'acide (pH=1~7), elles montrent des sensibilités quasinerstiennes [I 17]. Par contre les autres membranes de détection telles que Al₂O₃, Ta₂O₅, SnO₂, Si₃N₄, AlN présentent des réponses quasinerstiennes appropriées dans une plus grande plage de concentrations comprises entre pH=1 et pH=13.

Membrane	SiO ₂	Si ₃ N ₄	Al ₂ O ₃	SnO ₂	a-WO ₃	a-Si : H	Ta ₂ O ₅	PbTiO ₃	AlN
Test de pH	4~10	1~13	1~13	2~10	1~7	1~7	1~13	2~11	1~11
Sensibilité mV/pH	25~48	46~56	53~57	55~58	50~57	51~58	56~57	52~58	52~58

Tableau (I.2) : Sensibilités obtenues pour différentes couches diélectrique utilisées comme isolant de grille dans les capteur ISFET

La sensibilité des capteurs ISFET est donc limitée à 59 mV/pH, limite théorique désignée par la limite de Nernst, qui ne peut pas être dépassée. Le tableau (I.2) présente les sensibilités obtenues avec différents matériaux diélectriques utilisés comme isolant de grille d'ISFET. On constate bien pour tous ces matériaux, que la sensibilité est proche mais à une valeur légèrement inférieure à la limite de Nernst. La table I.3, regroupe la comparaison du taux de dérive de la membrane d'AlN pour un pH=7 avec les autres membranes (a-WO₃, a-Si : H, Ta₂O₅). On remarque que la membrane en Ta₂O₅ a une tension de sortie stable et un taux de dérive plus faible par contre la membrane en a-WO₃ a montré un taux de dérive plus élevé en tenant la membrane en AlN montre une dérive stable [I 17]

Membranes sensibles au pH	AlN	a-WO ₃	a-Si : H	Ta ₂ O ₅
Taux de dérive (mV/h)	2.428	15.6	6.53	0.72

Tableau I.3 : Comparaison des taux de dérive du pH=7 pour différents matériaux de détection

Le mécanisme de mesure du pH par un ISFET immergé dans une solution tampon est expliqué par plusieurs théories. Leur inconvénient majeur est qu'ils sont affectés par la température, réduisant ainsi leurs performances. Le but est d'étudier l'effet de la température sur les paramètres de détection du capteur. La connaissance des mécanismes expliquant la mesure de la concentration des ions dans une solution aqueuse au niveau de la membrane ionosensible de l'ISFET (mesure du pH), permet d'étudier efficacement l'effet de la température sur les paramètres de détection de cette membrane. Plusieurs mécanismes ont été proposés pour expliquer le phénomène qui a lieu à l'interface du capteur ISFET : Electrolyte-InsulatorSemiconductor (EIS) [I 17, I 39, I 40, I 41, I 42]. Dans ce qui suit, nous présenterons en détail le modèle de site de Binding pour mieux aborder la suite de notre travail.

1.9.3 Modèle de site Binding pour les surfaces contenant un site de liaisons Amphotères :

Dans ce modèle, la surface d'oxyde est considérée comme amphotère c'est-à-dire, que les groupes d'hydroxyles de la surface (groupement silonal A-OH) peuvent être neutres, chargés positivement ou négativement suivant le pH de la solution [I 43, I 39], voir figure 13. D'après la structure EIS du capteur, il existe deux modèles de sites : le modèle à deux sites (le site de silane et le site d'amine, tels que Si₃N₄, TiN, ...) et le modèle à un site de liaison, (le site de silane uniquement, tels que SnO₂, Al₂O₃, Ta₂O₅, AlN, ...).

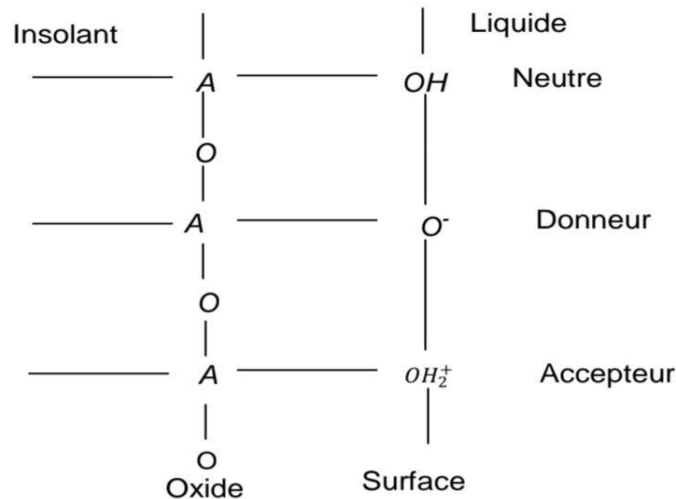
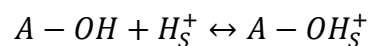
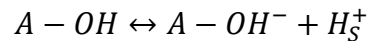


Figure 13: Représentation schématique du modèle de site de Binding

Les mécanismes d'accumulation de la charge en surface du diélectrique SiO₂ se présentent comme un équilibre thermodynamique entre les groupes A-OH en surface et les ions H⁺ dans l'électrolyte. Les réactions en surface s'écrivent comme suit :



Le modèle de site de Binding, permet également d'établir la relation entre le potentiel de surface ψ_0 et le pH de la solution dans les réactions de dissociation des sites hydroxyles amphotères [I 43, I 17, I 39, I 40, I 41] k_a (constante d'acidité) et k_b (constante de basicité) sont données par les équations suivantes :

$$K_a = \frac{[A - O^-][H^+]}{[A - OH]}$$

$$K_b = \frac{[A - OH_2^+]}{[A - OH][H^+]}$$

Avec : $A-OH_2^+$ le site de surface positive, $A-OH$ le site de surface neutre, $A-O^-$ le site de surface négative. L'activité des ions d'hydrogène en surface $[H^+]_S$ en fonction du potentiel ψ_0 est donnée par la relation de Boltzmann :

$$\delta = q([A - OH] + [A - OH_2^+] + [A - O^-])$$

Sachant que le nombre total de sites par unité de surface est donné par la formule :

$$N_S = [A - OH] + [A - OH_2^+] + [A - O^-]$$

I.10 Effets de la température (dérive thermique) :

La température a un impact significatif sur les performances des capteurs ISFET. Plusieurs paramètres physiques et électrochimiques dépendent directement de la température, notamment [I 38]

- La mobilité des porteurs de charge : elle augmente avec la température jusqu'à un certain seuil, puis décroît à cause des phénomènes de diffusion thermique.
- Le potentiel de surface (ψ_0) : il est fonction des constantes d'équilibre chimique, qui varient avec la température.
- La capacité de la couche isolante (**COX**) et les charges piégées (**Qss**) .
- Le coefficient de température de la sensibilité (TCS) : qui représente la variation de la sensibilité avec la température, souvent exprimé en mV/°C.

Cette influence se traduit par une dérive de la tension de seuil et donc du courant IDS, même si la concentration en ions H^+ reste constante. Cette dérive thermique constitue un défi majeur dans les applications où la stabilité de mesure est cruciale, notamment dans les environnements naturels ou biologiques où la température peut fluctuer rapidement. Pour quantifier cette dérive, on définit le TCS comme : $TCS = \Delta(V_{th})/\Delta(T)$ Une valeur typique de TCS pour un ISFET non compensé peut varier de quelques mV/°C.

Cette variation de la tension de seuil, même minime, peut se traduire par une erreur importante dans l'estimation du pH, notamment lorsque la sensibilité du capteur est élevée. Par exemple, un TCS de 2 mV/°C peut induire une erreur de 0,1 unité de pH pour une variation de température de seulement 5 °C.

Pour pallier les effets indésirables de la dérive thermique, plusieurs solutions ont été proposées, notamment des approches classiques reposant sur des techniques de calibration et de modélisation. [I 35]

I .10.1 Modèle mathématique de la partie thermique :

Dans ce qui suit, nous allons présenter une étude de l'influence de la température sur les paramètres physico-chimiques du capteur. Le comportement de la température de pH-ISFET est plus compliqué que celle du transistor MOS. L'effet de la température s'étend non seulement à une partie semi-conductrice d'ISFET, mais aussi à l'ensemble du capteur [I 44 ,I45] comprenant l'électrode de référence et l'interface isolant/électrolyte, voir figure I .5. Les équations de (a) à (b) définissent le comportement thermique de l'ISFET.

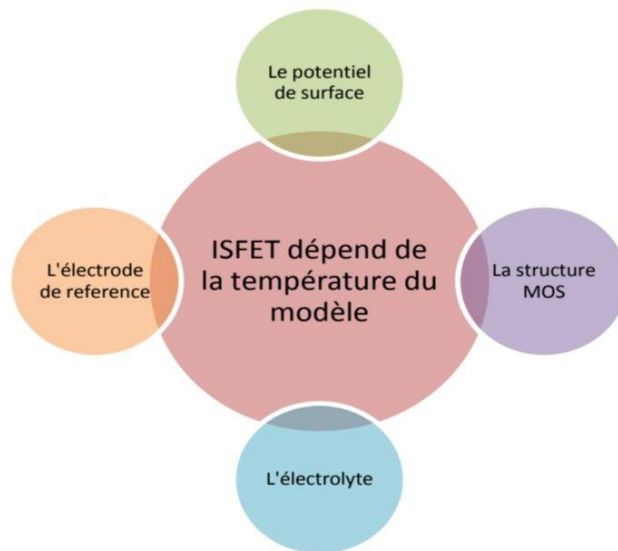


Figure 14 : Facteurs influençant le comportement d'ISFET

I.10.2 Expression de la mobilité en fonction de la température :

Le paramètre correctif β de l'ISFET est proportionnel à la mobilité μ des porteurs dans le canal [I 17,I 40,I 47]. Cette mobilité est une fonction inverse de la température T selon l'expression empirique suivante [I 39,I 48] :

$$\mu(T) = (300 \text{ K}) \left(\frac{300}{T} \right)^a$$

Avec l'exposant a compris entre 1 et 1,5.

I.10.3 Expression du potentiel de Fermi en fonction de la température :

Le potentiel de Fermi φ_f dans l'équation de la tension de seuil V_T (ISFET) du transistor ISFET et la concentration intrinsèque n_i des porteurs de charge dépendent également de la température [I 49,I 20 , I 39,I 40].

$$\varphi_f = \left(\frac{KT}{q} \right) \ln \left(\frac{N}{n_i} \right)$$

$$n_i = BT^{1,5} \exp \left(\frac{-qE_g(0)}{2KT} \right)$$

Avec N:densité d'impuretés ionisées, B:constante qui dépend de la température T, $E_g(0)$:Energie de gap à 0°K.

I.10.4 Expression de l'énergie de gap en fonction de la température :

L'énergie de gap dépend aussi de la température. La valeur d'énergie du gap d'AlN varie en fonction de la température et peut être estimée à partir de la formule empirique [I20,I 17, I 39,I 40, I 47] :

$$E_g(T) = E_g(0) - \frac{\alpha T^2}{\gamma T}$$

Avec $E_g(0)=6.25 \text{ eV}^\circ\text{K}$, $\alpha=1.799 \text{ meV} \cdot ^\circ\text{K}^{-1}$ et $\gamma=1462 \text{ }^\circ\text{K}$

L'énergie du gap pour l'aluminium de nitrure est très importante comparée à celles des semi-conducteurs. Le nitrure d'aluminium est donc un matériau isolant de forte résistivité. Ses valeurs de résistivité indiquées dans la littérature sont comprises entre $10^{13} \Omega \text{ Cm}$ à $10^8 \Omega \text{ Cm}$. à $300 \text{ }^\circ\text{K}$

I.10.5 Expression du coefficient de température de la sensibilité TCS :

Plusieurs travaux [I 20,I39,I 40,I 33], ont démontré que le comportement électrochimique ISFET dépend de la température. En fait, la variation de la température affecte le circuit de détection ISFET qui influe sur les modules suivants : l'électrode de référence, l'électrolyte isolateur et la structure MOSFET. Le coefficient de température du capteur ISFET TCS est la somme de l'ensemble des coefficients des modules mentionnés cidessus. Il est donné par la formule suivante :

$$T_{CS} = T_{CR} + T_{CL} + T_{CF}$$

Avec :

- TCR, le coefficient de température de l'électrode de référence Eref [I 20, I 33], ayant une valeur standard d'environ 0,14 mV/°C.
- TCI, le coefficient de température de l'interface potentiel électrolytique isolant qui dépend à valeur du pH. Il varie de 0,54 mV à 1,1 mV lorsque le pH augmente de 4 à 10 [I33].
- TCF , le coefficient de température dans la structure MOSFET de l'ISFET.

I.10.6 Relation entre la tension de seuil VT et le potentiel de surface ψ_0 pour l'ISFET :

Dans le cas du capteur ISFET, le principe est le suivant. L'effet de champ est gouverné par des interactions spécifiques à l'interface couche ionosensible/électrolyte [I 50]. Quand une espèce est adsorbée à cette interface, il se crée une variation de la charge de surface. La chute de potentiel ψ_0 à cette interface est en fonction de l'activité de l'ion mesuré dans la solution, qui permet de modifier la conductivité du canal qui permet aussi de modifier le courant de drain. Il en résulte par conséquent une variation de la tension de seuil du transistor. On peut résumer le principe de l'ISFET par le schéma de la figure 14

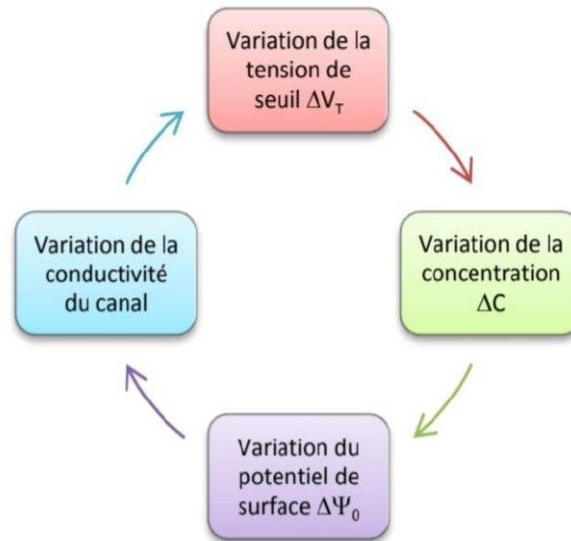


Figure 15 : Variation de la tension de seuil de L'ISFET en fonction des termes relatifs au potentiel de surface à l'électrode de référence et au semi-conducteur

Tous ces termes, à l'exception du potentiel d'interface, sont constants à température fixe et pour un isolant donné. La variation de la tension de seuil peut donc s'écrire :

$$\Delta V_T = \Delta \Psi_0$$

Le changement de des valeurs de la tension de seuil V_T est mesurable par rapport à l'électrode de référence. Dès lors, le fonctionnement du capteur, la conversion de la grandeur chimique "concentration d'un ion" en un signal électrique est liée à la dépendance de la tension V_T vis à vis de l'activité de l'ion, voir figure 15. On calcule la sensibilité par la formule suivante :

$$S = \frac{V_T(X) - V_T(Y)}{PH(X) - PH(Y)} = \frac{\Delta V_T}{\Delta PH}$$

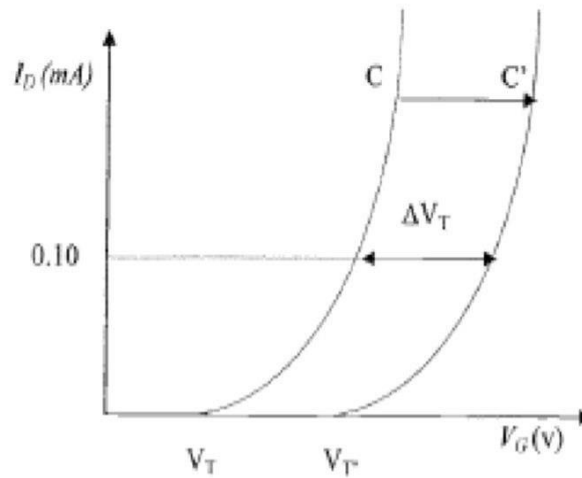


Figure 16 : Evolution de la caractéristique d'un ISFET en fonction de la concentration de l'ion détecté

I.10.7 Méthodes classiques de compensation thermique :

Pour limiter ces effets indésirables, plusieurs techniques classiques de compensation ont été historiquement développées :[I 39]

- Utilisation d'un capteur de température couplé (comme une thermistance ou un capteur PT100) pour mesurer la température ambiante, puis corriger le signal de sortie de l'ISFET à l'aide d'un circuit analogique ou d'un algorithme correctif basé sur une calibration préalable.
- Méthodes de calibration thermique : où le capteur est soumis à différentes températures lors de l'étalonnage initial, afin d'extraire une courbe de compensation appliquée ensuite lors de la mesure réelle.
- Techniques matérielles : telles que le contrôle de la température du capteur à l'aide d'un système de chauffage/refroidissement intégré pour maintenir la température constante pendant la mesure.
- Modèles analytiques : basés sur les équations physiques du comportement de l'ISFET, permettant d'estimer l'effet de la température sur le signal mesuré.

Ces approches présentent toutefois des limites en termes de précision, de robustesse et de complexité d'implémentation, surtout lorsque les variations de température sont rapides ou non linéaires.

I.10.8 Remarque critique sur les limites des méthodes classiques :

Toutefois, ces méthodes classiques montrent rapidement leurs limites lorsqu'il s'agit de traiter des environnements dynamiques, où la température change brusquement ou de manière non linéaire. Elles nécessitent souvent des configurations matérielles complexes ou une recalibration fréquente, ce qui en limite l'applicabilité dans les systèmes embarqués ou à faible coût .[I45]

I.11 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons présenté les capteurs chimiques avec un focus particulier sur les capteurs ISFET, utilisés pour la mesure du pH grâce à leur sensibilité aux ions H^+ . Après avoir expliqué leur principe de fonctionnement, nous avons mis en évidence un problème majeur : la dérive thermique, qui perturbe les mesures même lorsque le pH reste constant .

Nous avons ensuite exposé les méthodes classiques de compensation thermique, telles que la calibration ou l'utilisation de capteurs de température auxiliaires. Bien que partiellement efficaces, ces approches montrent leurs limites face aux variations rapides et non linéaires de température. C'est dans ce contexte que le Machine Learning apparaît comme une solution innovante et plus adaptée pour compenser cette dérive de manière intelligente. Le chapitre suivant explorera donc cette approche en détail.

CHAPITRE II

Machine Learning

II. Machine learning

II.1. Intelligence Artificielle

L'intelligence artificielle (IA) est un domaine qui vise à reproduire ou dépasser les capacités intellectuelles humaines à l'aide de machines. Elle a émergé dans les années 1950, notamment grâce à Alan Turing qui a proposé le célèbre *Test de Turing* pour évaluer la capacité d'une machine à imiter un humain dans une conversation[II.1].

L'IA cherche à permettre aux machines d'apprendre, de raisonner, de mémoriser, d'éprouver des émotions et d'avoir une certaine forme de conscience. Si auparavant on considérait les algorithmes basiques comme « intelligents », aujourd'hui cette vision a évolué[II.2].

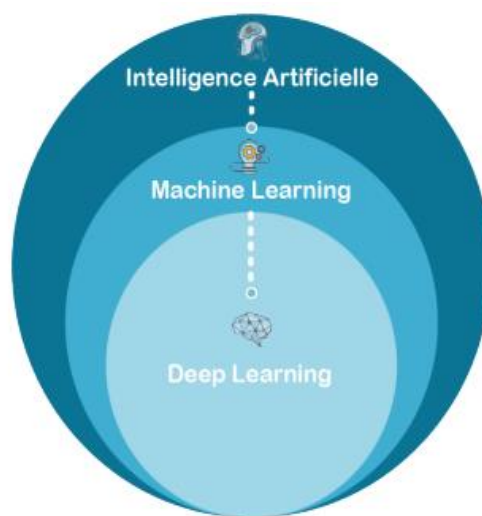


Figure 17: L'IA

II.2. Le machine learning

Le machine learning ou apprentissage automatique est un sous-ensemble de l'intelligence artificielle. Il crée des systèmes qui ont la capacité d'apprendre et de s'améliorer par eux-mêmes sans programmation explicite. Grâce à des données existantes, il peut réaliser des estimations et prédictions.

L'un des principaux intérêts de cette technologie est l'automatisation des tâches.

Pour apprendre, il a besoin de consommer des big data et son succès réside dans l'entrée d'un volume considérable de données.

L'adaptive learning repose sur le machine learning. C'est un exemple de sa mise en application au service de l'enseignement digital. Un autre domaine découle de notre sujet : le Deep Learning.

Aujourd'hui, nous utilisons le machine learning dans de nombreux domaines. Ces algorithmes entrent en jeu pour optimiser, fluidifier et sécuriser notre expérience lors d'achats en ligne,

d'utilisation de réseaux sociaux, d'interactions avec les banques... L'intervention de cette innovation a aussi lieu dans la recommandation de produits, la traduction automatique ou encore les véhicules autonomes[II.3].

II.3. Le fonctionnement du machine learning

Le machine learning consiste à entraîner un algorithme au sein d'une base d'apprentissage. On lui fait reconnaître des motifs récurrents ou « patterns » pour aboutir à un modèle réalisant des prédictions.

Une fois ce modèle développé, celui-ci est sollicité par la machine lors de traitements de nouvelles données, pour aboutir à une réponse ou à une action finale. Au fur et à mesure des entraînements successifs et grâce à l'évolution du contexte, l'algorithme améliore ses performances.

Tout ce processus a lieu automatiquement et vous n'aurez qu'à renseigner les données initiales pour l'apprentissage ! Plus on le nourrit et plus il devient précis[II.4].

II.4. Les différents types de machine learning

Les algorithmes de Machine Learning ne sont pas une nouveauté, mais ce n'est que depuis peu qu'il est possible d'appliquer des calculs mathématiques complexes de plus en plus vite au Big Data; (un ensemble très volumineux de données qui nécessite un nouvel outil de gestion des bases de données). Les modèles d'apprentissage automatique peuvent être résumés comme suit: modèles supervisés, non-supervisés, semi-supervisé et par renforcement[II.5].

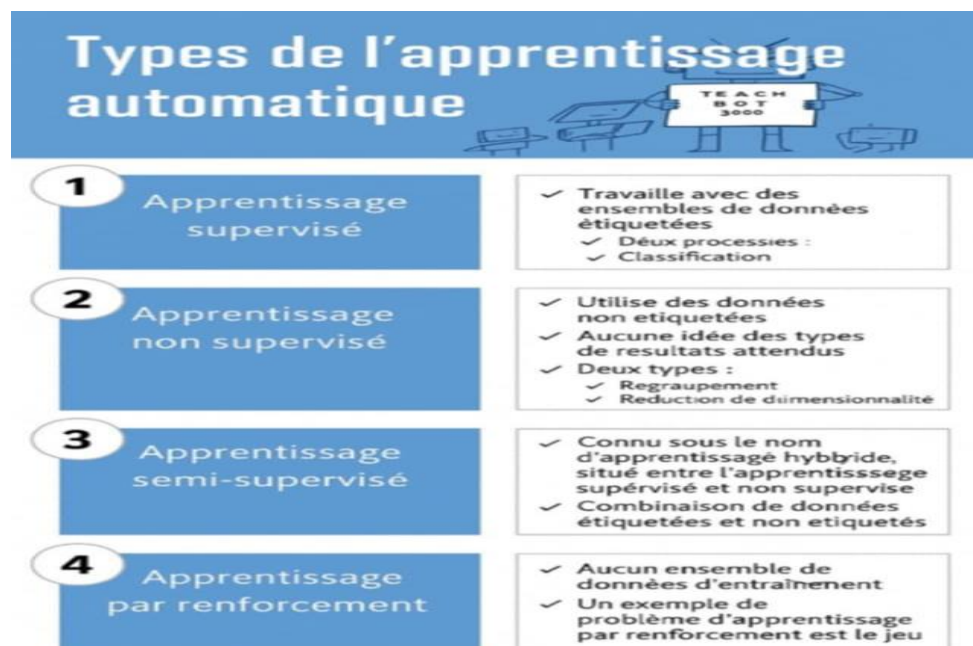


Figure 18 Type de l'apprentissage automatique

II.4.1 Apprentissage supervisé

Le machine learning supervisé est une technologie élémentaire stricte. Des exemples de données d'entrées et sorties sont fournies à l'ordinateur pour que celui-ci cherche les moyens d'arriver à ces sorties selon les entrées. Le but est qu'il apprenne une règle générale mappant les entrées et sorties.

Les données fournies à l'appareil sont le plus souvent étiquetées pour qu'il puisse savoir quels modèles il doit chercher. La phase d'apprentissage est donc accompagnée et elle nécessite moins de données que pour les autres types de machine learning.

L'apprentissage supervisé fait des prédictions précises sur des données futures ou indisponibles. Cette modélisation prédictive peut être catégorisée en deux types :

Classification : les résultats de sortie se présentent sous forme de catégorie

Régression : les résultats de sortie sont des valeurs spécifiques

Les principaux algorithmes du machine learning supervisé sont : les arbres à décision, les forêts aléatoires, le boosting gradient, la régression linéaire, la machine à vecteurs de support (SVM) ...[II.6]

II.4.2. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé va, à l'aide de données non labélisées, calculer des similarités et dissimilarités dans les données. Ainsi, le modèle va être en mesure de regrouper des données (aussi appelé « clusterisation »), ou de réduire les dimensions des données. Concrètement, si nous disposons de données qui sont chacun le poids et la taille d'un individu, un modèle utilisant l'apprentissage non supervisé en ressortira probablement deux groupes principaux, que l'on pourra interpréter comme un groupe étant le poids et la taille de femmes, et l'autre comme étant le poids et la taille d'hommes. Cela peut être intéressant pour détecter des données aberrantes. Les données aberrantes sont des données isolées. Pour reprendre l'exemple du poids et de la taille, si une donnée ne semble appartenir à aucun groupement, il peut y avoir deux interprétations : - Soit c'est une valeur extrême, c'est-à-dire une valeur qui sort de l'ordinaire mais qui reste une valeur véridique - Soit c'est une anomalie, qui peut être accidentelle (une erreur de saisie par exemple), ou voulue (acte malveillant) Il s'agit alors d'une technique qui peut être utilisée pour détecter des anomalies non-accidentelles, comme des transactions frauduleuses par exemple. Aussi, la 38 clusterisation peut être utile pour mettre en place un système de recommandation de produits en se basant sur les achats précédents[II.7].

II.4.3. Apprentissage semi-supervisé

Le machine learning semi-supervisé se situe entre les deux méthodes que l'on vient de mentionner. L'algorithme reçoit des données étiquetées pour enrichir celles non étiquetées. Elles guident la classification et l'extraction des caractéristiques de l'ensemble des informations. Cela permet à l'appareil d'avoir une longueur d'avance qui améliore la vitesse et

la précision de l'apprentissage. Ce machine learning semi-supervisé est utile lorsque l'on ne possède pas assez de données étiquetées. Cette solution contourne le problème[II.4].

II.4.4. Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement a pour but l'optimisation des actions d'un agent qui évolue dans un environnement donné. Il s'agit d'un apprentissage plus récent que l'apprentissage supervisé et non supervisé, qui fait notamment partie des recherches de DeepMind, une branche de Google. Cet apprentissage utilise un système de récompenses ou punitions. C'est-à-dire que, par exemple, nous avons un personnage de jeu vidéo (l'agent) qui évolue dans un niveau du jeu auquel il appartient (l'environnement). A l'instant T, le personnage aura un état (qui peut être sa position dans le niveau par exemple) et il disposera d'un nombre limité d'actions possibles. Au début, le modèle va choisir une action au hasard, ce qui aura une répercussion sur l'environnement et l'état de l'agent. A tout cela va être associé une récompense ou une punition. Concrètement, si le personnage du jeu vidéo a perdu la partie suite à sa dernière action, l'agent va recevoir une punition et en déduire que, à tel état, il ne faut pas effectuer cette action. Ainsi, plus l'agent va évoluer dans son environnement, plus il apprendra quelle est la meilleure action à effectuer dans l'état donné. 39 Cet apprentissage étant particulièrement adapté aux environnements changeants, il peut être utilisés dans des cas d'utilisations liés au temps réel, comme la tarification dynamique pour éviter le surplus de stock[II.3].

II.5 Utilisation du Machine Learning dans l'Instrumentation Électronique

L'instrumentation électronique regroupe l'ensemble des dispositifs permettant de mesurer, surveiller et interpréter des grandeurs physiques telles que la température, la pression, le pH ou la tension. Avec l'avènement de l'intelligence artificielle, le Machine Learning (ML) s'impose comme un outil puissant pour améliorer la précision, l'autonomie et la fiabilité des systèmes de mesure.

Son intégration dans les dispositifs électroniques permet notamment de corriger les erreurs dues aux perturbations environnementales, d'adapter le comportement des capteurs à long terme, et de prédire les défaillances potentielles[II.7].

II.5.1 Applications du Machine Learning :

- Compensation thermique : les algorithmes comme les réseaux de neurones (ANN/MLP) permettent de corriger les dérives liées à la température.
- Calibration automatique : apprentissage des corrections à appliquer à un capteur sans intervention humaine.
- Détection d'anomalies : les arbres de décision (DT) ou les forêts aléatoires (RF) détectent les dysfonctionnements ou signaux anormaux.
- Filtrage adaptatif : remplacement des filtres traditionnels par des modèles ML capables d'adapter le filtrage au contexte.
- Reconnaissance de motifs : pour interpréter les formes d'ondes comme l'ECG ou l'EEG à l'aide de MLP ou CNN.

II. 5.2 Algorithmes de Compensation Thermique pour les Capteurs pH à ISFET utilisés en instrumentation

La mesure précise du pH est cruciale dans plusieurs domaines, notamment en médecine et en bio-ingénierie. Les capteurs ISFET (Ion-Sensitive Field Effect Transistor) sont populaires pour leur sensibilité et leur capacité à être intégrés dans des dispositifs portables. Cependant, leur réponse est fortement affectée par la température, rendant nécessaire une compensation thermique. Plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique sont utilisés à cette fin[II.8] :

- Réseaux de Neurones Artificiels (ANN / MLP) : estimation de mesures, compensation non linéaire.
- Arbres de Décision (DT) : interprétation simple et rapide de mesures.
- Forêts Aléatoires (RF) : robustesse et précision, surtout pour la détection d'erreurs.
- Régression Polynomiale (PR) : modélisation simple des phénomènes non linéaires.

II .5.3 Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)

Les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN) sont des modèles inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Ils permettent de modéliser des relations complexes entre des variables, même en présence de bruit ou de non-linéarité.

Un ANN est composé de plusieurs couches :

- Une couche d'entrée (ex. : température, tension mesurée du capteur ISFET)
- Une ou plusieurs couches cachées composées de neurones
- Une couche de sortie (valeur de pH corrigée)

Chaque neurone applique une fonction mathématique à ses entrées, transmettant le résultat aux couches suivantes. L'apprentissage est réalisé à l'aide de la rétropropagation, qui ajuste les poids des connexions pour minimiser l'erreur entre la sortie prédite et la valeur réelle.

Dans le cas de la compensation thermique d'un capteur pH à ISFET, l'ANN apprend à estimer le pH correct en tenant compte des variations de température. Il s'agit d'une méthode très efficace, surtout dans des environnements où les variations sont non linéaires et complexes[II.9].

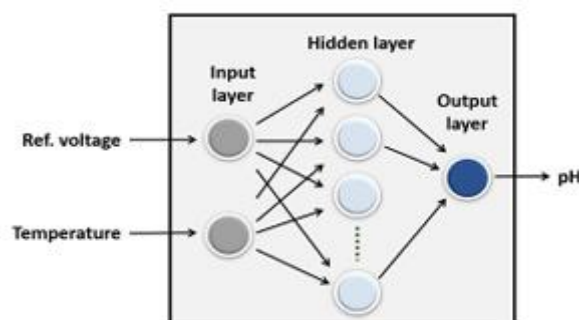


Figure 19 Multi-layer perceptron (A Neural Network model)

Avantages :

- Capacité à modéliser des relations non linéaires complexes
- Bonne généralisation après entraînement
- Peut être utilisé en temps réel une fois entraîné

Inconvénients :

- Nécessite un grand volume de données pour un bon entraînement
- Temps d'apprentissage parfois long
- Moins interprétable que les modèles simples

II . 5.4 Perceptron Multi-Couche (MLP)

Le **MLP (Perceptron Multi-Couche)** est un type de réseau de neurones artificiels composé de plusieurs couches organisées de manière hiérarchique :

Une **couche d'entrée** (input layer) pour recevoir les données initiales

Une ou plusieurs **couches cachées** (hidden layers) où se fait le traitement des données

Une **couche de sortie** (output layer) qui fournit le résultat du modèle.

Ce type de réseau est particulièrement adapté à la modélisation de relations **non linéaires** et complexes entre les variables, ce qui le rend très utile pour des problèmes d'ajustement ou de prédiction dans des systèmes physiques sensibles aux variations de l'environnement [II.9]

II.5.4.1 Utilisation du MLP pour la compensation thermique :

Dans le cas des **capteurs ISFET**, souvent utilisés pour mesurer le pH, ou même dans des systèmes embarqués comme le **Raspberry Pi** ou la **PlayStation 6 (PS6)**, la **température** peut avoir un impact significatif sur la précision des mesures ou la stabilité du système.

L'idée est donc d'utiliser un **MLP** pour apprendre à **compenser les effets thermiques**. Le modèle va prédire les corrections à appliquer ou ajuster directement les signaux affectés par la température.

II .5.4.2 .Fonctionnement du modèle :

En entrée, on fournit au MLP des variables comme :la **température ambiante**

la **tension mesurée** par le capteur la **durée d'utilisation** du système, etc.

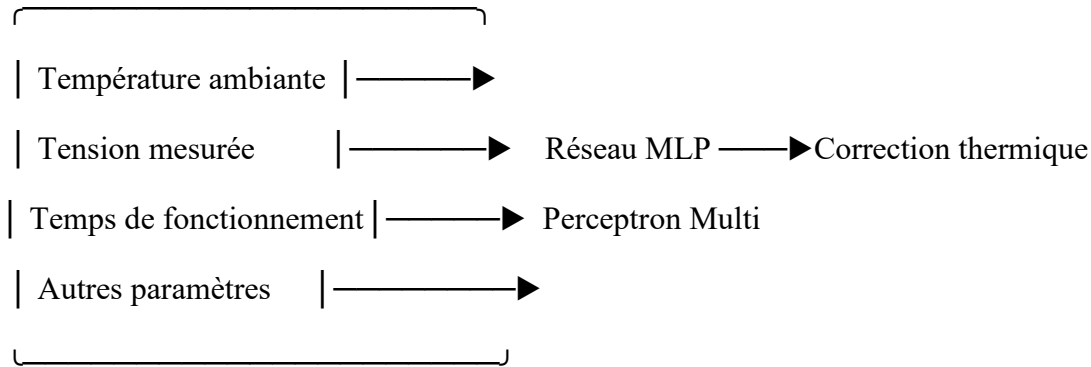
En sortie, le modèle peut produire :une **valeur corrigée de température**

un **coefficient de compensation** ou un **signal ajusté**.

Grâce à un entraînement sur des **données expérimentales** (collectées dans des conditions réelles), le MLP apprend à **reconnaître les dérives thermiques** et à appliquer automatiquement les ajustements nécessaires pour améliorer la précision ou la stabilité du système [II.9]

[Entrées]

[Sortie]



Avantages de l'MLP dans la compensation thermique

L'utilisation d'un perceptron multi-couche (MLP) présente plusieurs avantages techniques intéressants dans le cadre de la compensation thermique des capteurs sensibles comme les ISFET[II.9] :

Apprentissage automatique :

Le MLP a la capacité d'apprendre automatiquement à partir de données expérimentales collectées dans le passé. Il adapte ses paramètres internes pour modéliser au mieux les comportements observés, sans qu'il soit nécessaire de définir manuellement des équations complexes.

Modélisation non linéaire :

Contrairement aux méthodes classiques linéaires, le MLP peut capturer des relations non linéaires entre les variables d'entrée (comme la température) et les sorties (comme la mesure corrigée), ce qui permet une meilleure précision dans des environnements variables.

Adaptabilité :

Une fois que le réseau a été entraîné, il peut être appliqué à d'autres dispositifs similaires (comme différents capteurs ou cartes électroniques) sans nécessiter de recalibrage complet, à condition que les conditions soient comparables.

Réduction des erreurs de mesure :

En corrigeant automatiquement les effets de la température, le MLP améliore la précision globale des capteurs. Cela est particulièrement utile dans les systèmes embarqués où la fiabilité des mesures est critique.

II.6 Arbre de Décision (DT)

L'**arbre de décision** est un algorithme d'apprentissage supervisé à la fois simple et puissant. Il fonctionne en divisant les données en plusieurs **branches** à l'aide de **règles conditionnelles**, souvent basées sur des seuils appliqués aux variables d'entrée. Ce processus permet de construire une structure arborescente dans laquelle chaque feuille représente une prédiction.

Dans le contexte de la **compensation thermique**, l'arbre de décision peut être utilisé pour **prédire une valeur corrigée de pH** en analysant des seuils de température, de tension mesurée, ou d'autres variables pertinentes. Par exemple, s'il détecte qu'une température dépasse un certain seuil, il peut appliquer une règle adaptée pour ajuster la mesure du capteur ISFET[II.10].

Avantages :

- **Interprétable** : chaque décision prise par le modèle est compréhensible et traçable, ce qui facilite l'analyse.
- **Rapide** : l'apprentissage et l'inférence sont généralement très rapides.
- **Facile à mettre en œuvre** : ne nécessite pas de prétraitement complexe ni de connaissances mathématiques poussées pour l'appliquer.

Inconvénients :

- **Sensibilité aux variations dans les données** : l'arbre peut facilement **sur-apprendre** (overfitting), surtout si les données sont bruitées ou en faible quantité.
- **Moins performant sur des problèmes complexes** : dans les systèmes où les relations entre variables sont très non linéaires ou imbriquées, l'arbre peut manquer de précision comparé à des modèles plus sophistiqués comme les réseaux de neurones.

II.6.1 Utilisation des Arbres de Décision (DT) dans la Compensation Thermique

Les **arbres de décision** (*Decision Trees – DT*) constituent une méthode intuitive et efficace d'apprentissage supervisé, particulièrement bien adaptée aux **systèmes embarqués à faible consommation**, comme les capteurs pH de type **ISFET**. Grâce à leur **structure hiérarchique** basée sur des règles simples, ils permettent de modéliser des relations conditionnelles entre différents paramètres physiques (tels que la température, la tension, ou encore le temps de fonctionnement) et les dérives observées dans les mesures[II.11].

Avantages techniques des arbres de décision :

- **Faible coût de calcul** : les arbres nécessitent peu de ressources, ce qui les rend idéaux pour les plateformes limitées en puissance comme les **microcontrôleurs** ou le **Raspberry Pi**.
- **Explicabilité** : chaque **nœud** de l'arbre représente une condition logique claire (ex. : *Température > 35 °C ?*), ce qui facilite l'interprétation du modèle, même par des non-spécialistes.
- **Simplicité d'implémentation** : leur algorithme est facile à intégrer dans des **architectures embarquées**, sans besoin d'infrastructure logicielle complexe.

II.6.2 Principe d'application dans la compensation thermique

Le processus d'apprentissage repose sur un ensemble de données expérimentales. Chaque exemple utilisé pour l'entraînement contient :

- la **température ambiante** ;
- la **tension de sortie** mesurée par le capteur ISFET ;
- la **durée de fonctionnement** du système ;
- ainsi que la **valeur réelle du pH** (référence).

À partir de ces données, l'algorithme construit un **arbre de décision** dans lequel chaque nœud correspond à un **seuil critique** détecté dans une variable (par exemple : *Température* > 35 °C). Chaque **feuille** de l'arbre indique alors la **correction thermique** à appliquer à la mesure du capteur.

Cette approche permet une **compensation rapide et explicable** des effets thermiques, avec un coût de traitement minimal, ce qui est crucial pour des dispositifs embarqués.

II.6.3 Arbre de Décision (DT)

La **régression polynomiale** est une méthode d'apprentissage supervisé qui permet de modéliser des relations **non linéaires** entre une variable indépendante (comme la température) et une variable dépendante (comme l'erreur de lecture du pH). Elle constitue une extension naturelle de la régression linéaire, dans laquelle les termes d'ordre supérieur (au carré, au cube, etc.) sont ajoutés pour améliorer la capacité d'ajustement du modèle[II.10].

II.6.4 Application à un capteur pH de type ISFET

Les capteurs **ISFET (Ion-Sensitive Field-Effect Transistors)** sont sensibles aux variations de température, qui influencent directement le **potentiel électrochimique** mesuré. Cette variation se traduit par une **erreur systématique** dans la mesure du pH. Pour **corriger cette dérive thermique**, on peut entraîner un modèle de régression polynomiale sur un jeu de données comportant :

- des températures connues,
- les tensions de sortie correspondantes,
- et les valeurs de pH de référence.

Le modèle cherche à approximer l'erreur de mesure du pH en fonction de la température, selon une équation polynomiale de degré 2 ou 3, telle que :

$$\text{pH} = aT^2 + bT + c$$

où :

- T est la température (en °C),
- a,b,c sont les **coefficients du polynôme**, ajustés lors de l'entraînement.

Avantages de la régression polynomiale :

- **Simplicité de mise en œuvre** : l'algorithme est facile à coder et à intégrer dans un **firmware embarqué** (comme sur un **Raspberry Pi**, un **ESP32** ou autre microcontrôleur).
- **Interprétabilité** : le modèle est mathématiquement transparent, ce qui facilite l'analyse et la validation des résultats.
- **Adapté aux non-linéarités modérées** : il fournit de bons résultats lorsque la relation entre température et dérive est légèrement courbe, sans être trop complexe.

Limites de la méthode

- **Risque de surapprentissage** : un polynôme de degré trop élevé peut modéliser le **bruit** des données plutôt que la tendance réelle, entraînant une mauvaise généralisation.
- **Sensibilité aux valeurs extrêmes** : les données aberrantes ou bruitées peuvent fortement perturber l'ajustement du modèle, d'où l'importance d'un **prétraitement rigoureux** des données.

II.7 Forêt Aléatoire (Random Forest - RF)

La **forêt aléatoire** est une méthode d'apprentissage supervisé basée sur un **ensemble d'arbres de décision**. Chaque arbre est construit sur un **échantillon aléatoire** des données d'apprentissage, avec également une sélection aléatoire des variables à chaque nœud. Pour une nouvelle entrée, chaque arbre donne une **prédiction**, et la **moyenne** (en régression) ou le **vote majoritaire** (en classification) des arbres constitue la **sortie finale**[II.10].

II.7.1 Application à la compensation thermique

Dans le contexte des capteurs pH **ISFET**, la température peut induire des **variations non linéaires** complexes sur la sortie du capteur. L'approche **Random Forest** permet de capturer efficacement ces variations et de proposer une **correction thermique robuste**, sans nécessiter de modèle physique explicite.

Avantages :

- **Robustesse** face au bruit et aux valeurs extrêmes ;
- **Réduction du surapprentissage** par agrégation des arbres ;
- **Peu de réglages nécessaires**, fonctionne bien même avec des paramètres par défaut.

Inconvénients :

- **Moins interprétable** qu'un arbre de décision unique ;
- **Consommation de ressources plus élevée**, notamment en mémoire et en temps de calcul, ce qui peut être une contrainte pour certains systèmes embarqués.

II.7.2 Régression Polynomiale pour la Compensation Thermique

La régression polynomiale est une extension de la régression linéaire qui permet de modéliser des relations non linéaires en intégrant des termes de degré supérieur (par exemple : T^3 ; T^2 etc.) Elle est bien adaptée pour représenter les effets thermiques modérés sur les capteurs, en particulier dans les applications embarquées simples [II.10].

Cas des capteurs pH ISFET

Les capteurs ISFET sont sensibles à la température, ce qui affecte la **tension mesurée** et introduit une **erreur systématique** dans la lecture du pH. En collectant des données expérimentales à différentes températures et en enregistrant les écarts de pH mesurés, il est possible d'entraîner un modèle polynomial de la forme :

$$\text{pH} = aT^2 + bT + c$$

$$\text{pH} = aT^3 + bT^2 + cT + d$$

où :

- T représente la température (en °C),
- a,b,c,d sont les **coefficients d'ajustement** déterminés lors de l'apprentissage.

II.8 UTILISATION DE MACHINE LEARNING DANS LE DOMAINE MEDICALE

II. 8.1 Introduction

L'intelligence artificielle (IA) occupe aujourd'hui une place croissante dans le secteur de la santé, notamment à travers l'apprentissage automatique, ou *machine learning*. Cette branche de l'IA permet de **traiter de grandes quantités de données**, souvent hétérogènes, et d'**accélérer les processus de diagnostic, de recherche et de traitement**.

Grâce à ses **capacités d'apprentissage à partir de données historiques**, le machine learning offre des analyses plus précises et personnalisées que les approches algorithmiques traditionnelles. Il ouvre ainsi la voie à une **médecine prédictive**, où les modèles peuvent anticiper l'évolution d'une pathologie ou la réponse d'un patient à un traitement.

Cette capacité à extraire des corrélations complexes dans les données massives intéresse de plus en plus les acteurs du secteur médical, qu'il s'agisse des chercheurs, des hôpitaux ou des industriels de la santé. Elle représente une avancée majeure vers une médecine plus efficace, plus rapide et mieux adaptée à chaque patient[II.12].

II.8.2 Applications concrètes du ML dans les instruments médicaux

L'instrumentation médicale moderne intègre de plus en plus des techniques d'intelligence artificielle, notamment le Machine Learning (ML), pour améliorer la précision, la fiabilité et

l'efficacité des dispositifs médicaux. Ce chapitre présente les principales applications concrètes du ML dans les instruments médicaux, en les expliquant de manière adaptée au niveau d'un étudiant en Master[II.12].

II.8.3 Compensation des erreurs de mesure

Les capteurs médicaux peuvent être influencés par des facteurs comme la température, l'humidité ou le vieillissement. Par exemple, un capteur de pH peut donner une mauvaise lecture si la température ambiante change.

Solution ML : Les réseaux de neurones artificiels (ANN), notamment le Perceptron Multi-Couche (MLP), peuvent apprendre à corriger automatiquement les erreurs de mesure en analysant des données historiques.

Exemple : Un capteur de pH ISFET peut utiliser un modèle MLP pour estimer la vraie valeur du pH en fonction de la température mesurée.

II.8.4 Détection d'anomalies en temps réel

Certains dispositifs, comme les électrocardiographes (ECG) ou les électroencéphalographes (EEG), doivent détecter rapidement des problèmes de santé.

Solution ML : Des algorithmes comme les arbres de décision (DT) ou les forêts aléatoires (RF) peuvent analyser les signaux en temps réel et alerter en cas de comportements inhabituels.

Exemple : Un système ECG intelligent peut utiliser un modèle RF pour détecter automatiquement les arythmies cardiaques.

II.8.5 Analyse automatique de signaux biomédicaux

Les signaux biologiques comme ceux mesurés par l'EEG ou l'EMG sont complexes. Leur analyse manuelle peut être longue et sujette à erreur.

Solution ML : Les ANN ou les MLP peuvent apprendre à reconnaître des motifs spécifiques dans les signaux.

Exemple : Un dispositif EEG peut détecter automatiquement une crise d'épilepsie en analysant les formes d'onde cérébrales.

II.8.6 Calibration intelligente des capteurs

Les instruments médicaux doivent souvent être calibrés pour rester précis, ce qui peut être coûteux et chronophage.

Solution ML : Les modèles de régression polynomiale (PR) ou les ANN permettent d'automatiser la calibration en apprenant à corriger les écarts entre la mesure brute et la vraie valeur.

II.8.7 Prédiction des pannes de capteurs

Un capteur qui tombe en panne peut mettre en danger un patient.

Solution ML : Le ML permet de prédire les pannes en analysant les tendances de fonctionnement du capteur.

Exemple : Si un capteur commence à devenir lent ou imprécis, un modèle ML peut le détecter et prévenir l'utilisateur.

II.8.9 Filtrage adaptatif du bruit

Les milieux médicaux sont souvent sujets à des interférences électriques. Les signaux peuvent être perturbés.

Solution ML : Les ANN peuvent filtrer le bruit de manière intelligente en apprenant à identifier les signaux utiles.

II.8.10 Diagnostic assisté par l'intelligence artificielle

Certains appareils embarquent des systèmes capables de proposer un diagnostic préliminaire à partir des mesures.

Solution ML : En combinant plusieurs mesures (ECG, température, pression), un modèle ML peut classifier l'état de santé du patient.

Exemple : Un oxymètre intelligent peut anticiper un risque d'hypoxie en analysant les données d'oxygène et de fréquence cardiaque.

II.9 Algorithmes les plus utilisés du ML dans les instruments médicaux

1. Perceptron Multi-Couche (MLP) :

- Réseau de neurones profond très utilisé pour l'analyse de signaux médicaux complexes (EEG, ECG).
- Capable d'apprendre à partir de données non linéaires et bruitées.
- Efficace pour la classification, la prédiction et la régression.

2. Arbres de Décision (DT) :

- Algorithme simple et interprétable, souvent utilisé dans les systèmes d'aide au diagnostic.
- Classe les données médicales selon des critères hiérarchiques.

3. Forêts Aléatoires (RF) :

- Ensemble d'arbres de décision entraînés sur des sous-ensembles aléatoires des données.
 - Très performant pour la détection d'anomalies cardiaques, la segmentation d'images IRM, etc.
4. **Réseaux de Neurones Artificiels (ANN) :**
- Structures de base du Deep Learning.
 - Capables de traiter de grands volumes de données médicales.
 - Utilisés dans la reconnaissance d'images, le diagnostic assisté, la prédiction de maladies.
5. **Régression Polynomiale (PR) :**
- Méthode de modélisation simple pour la calibration ou la compensation thermique.
 - Pratique pour modéliser des relations non linéaires dans les données des capteurs médicaux.

Exemple : Utilisation dans un ECG intelligent

Un électrocardiographe (ECG) intelligent est un dispositif qui mesure l'activité électrique du cœur et utilise des algorithmes de Machine Learning pour analyser les données en temps réel.

Fonctionnement :

- Les électrodes placées sur le patient captent le signal cardiaque.
- Le signal est prétraité (filtrage du bruit, normalisation).
- Le modèle ML (par exemple, un MLP ou une forêt aléatoire) analyse les formes d'ondes (P, QRS, T).
- Si une anomalie est détectée (ex. : tachycardie ventriculaire, fibrillation auriculaire), le système déclenche une alerte ou envoie les données au médecin.

Avantages :

- **Apprentissage continu** Détection rapide et précise des anomalies.
- Réduction de la charge de travail du personnel médical.
- Surveillance continue et à distance du patient.

II.10 Avantages et limites de l'utilisation du Machine Learning dans l'instrumentation médicale

II.10.1 Avantages :

- **Précision accrue :** Les algorithmes ML sont capables de détecter des motifs subtils dans les données, ce qui améliore la précision du diagnostic.

- **Automatisation** : Ils permettent d'automatiser des tâches comme la calibration, le filtrage du bruit ou la détection d'anomalies, réduisant ainsi les erreurs humaines.
- : Les modèles peuvent s'améliorer au fil du temps avec l'ajout de nouvelles données.
- **Diagnostic précoce** : Le ML peut identifier les signes précurseurs d'une maladie, avant même l'apparition des symptômes visibles.
- **Surveillance à distance** : Grâce à l'IA, les instruments médicaux deviennent capables de surveiller l'état du patient en temps réel, même à distance.

II.10.2 Limites :

- **Dépendance aux données** : Un modèle ML est aussi bon que les données sur lesquelles il est entraîné. Des données de mauvaise qualité donnent de mauvais résultats.
- **Biais algorithmiques** : Si les données d'entraînement sont biaisées, les résultats peuvent l'être aussi, ce qui pose un risque pour l'équité du diagnostic.
- **Complexité des modèles** : Certains algorithmes, comme les réseaux de neurones profonds, sont difficiles à interpréter, ce qui limite leur acceptation clinique.
- **Sécurité et vie privée** : L'usage des données médicales soulève des questions de confidentialité, nécessitant des mesures strictes.
- **Coût et infrastructure** : L'intégration du ML nécessite du matériel puissant, des compétences spécifiques et parfois un coût élevé de déploiement.

CHAPITRE III :

**Modélisation et simulation de
la dérive en température de
l'ISFET**

**et sa compensation par
l'apprentissage machine**

III.1-Introduction

Dans ce chapitre nous présentons un modèle théorique permettant de décrire l'influence de la température sur la dérive des caractéristiques de l'ISFET. Ce modèle a été implémenté dans le cadre du logiciel PSPICE. Nous analysons ensuite les effets de la température sur le comportement des ISFET en analysant les résultats de simulation obtenus avec PSPICE.

Nous essaierons par la suite de corriger la dérive en température en utilisant les algorithmes de l'Apprentissage Machine (Machine Learning). Nous avons adopté deux algorithmes qui sont l'arbre de décision (Décision Tree) et l'algorithme des forêts aléatoires (Random Forest).

L'utilisation du macro-modèle proposé par Martinioa et Massobrio [III.1] implémenté dans PSPICE nous a permis de nous concentrer uniquement sur les paramètres physico-chimiques de la structure des ISFET dépendants de la température, négligeant ainsi les paramètres du MOSFET (modifié pour former la base des ISFET) dont la dépendance à la température est déjà modélisée dans le code source de PSPICE. Le macro-modèle ISFET est exporté sous forme de bloc de sous-circuit (Sub-circuit Block) dans les fichiers d'entrée du programme de simulations.

Un circuit d'interface de lecture (Read Out Interface Circuit : ROIC) est ajouté au circuit de l'ISFET pour la mesure de la valeur du pH de la solution à traiter. Nous utilisons une topologie de lecture à tension et courant constants, où les variations de pH de la solution modifient la tension de seuil du transistor. Ainsi la tension de référence appliqué à l'électrode de référence s'ajuste pour maintenir un courant et une tension de drain constants. Cette tension de référence sert de signal de sortie.

III.2- Macro-modèle de l'ISFET :

L'ISFET peut être considéré comme FET sensible au pH Fig (III. 1) dont la surface sensible est constituée d'une couche isolante, par exemple Si_3N_4 , Al_2O_3 , Ta_2O_5 , exposée à une solution électrolytique[III.2,III.5]. Un semi-conducteur de type p et un isolant Si_3N_4 sont placés directement dans une solution électrolytique aqueuse. La réponse de l'ISFET au pH peut être expliquée en considérant la théorie des liaisons de sites (site-binding) [III.6].

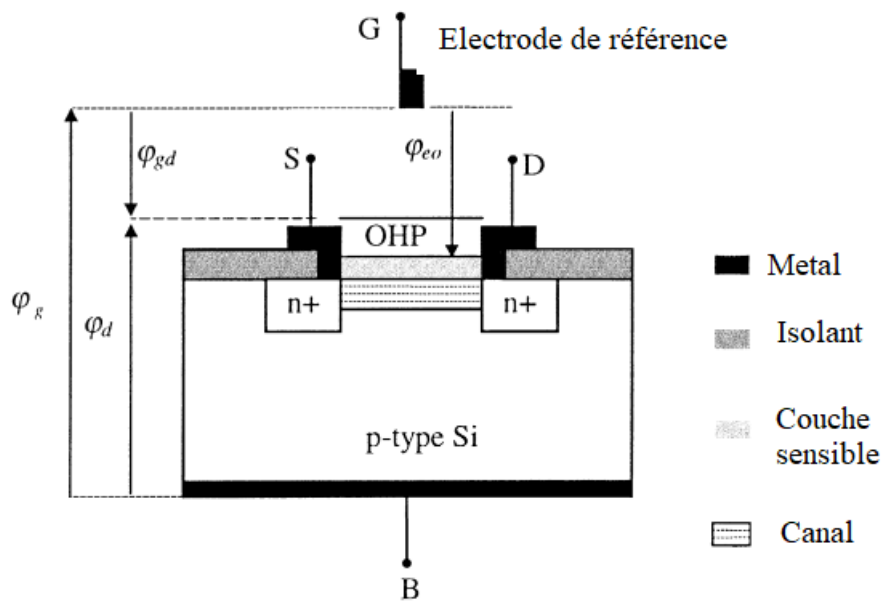


Figure 20 : Structure de l'ISFET

Le macro-modèle comporte cinq bornes : pH, Drain (D), Source (S), Electrode de référence (R) et le substrat (B). Le pH de la solution tampon est modélisé comme une source de potentiel et le potentiel au nœud pH indique le pH de la solution.

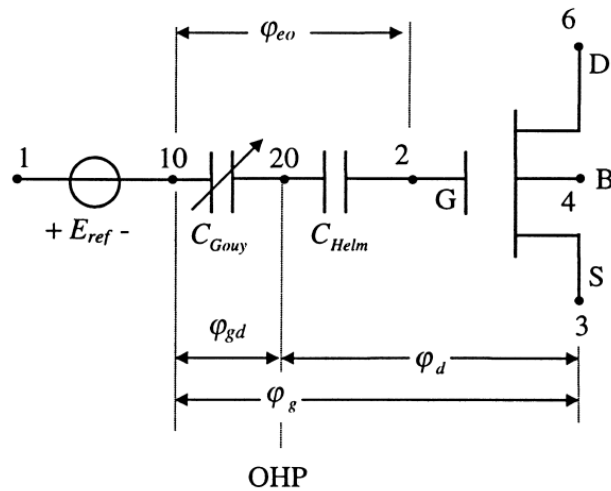


Figure 21 : Schéma de macro-modèle SPICE DE L'ISFET

Le macro-modèle SPICE comporte trois composants importants :

- 1) Un modèle NMOS pour la modélisation de l'étage électronique du dispositif ISFET.
- 2) Une source de tension dépendante de la température et de la tension pour la modélisation des propriétés électrochimiques de l'ISFET et de sa dérive en température.

La figure (22) présente le schéma du macro-modèle SPICE développé pour l'ISFET.

Ce circuit du macro-modèle est utilisé dans PSPICE sous forme de bloc de sous-circuit (Sub-Circuit Block) comme indiqué sur la figure (23).

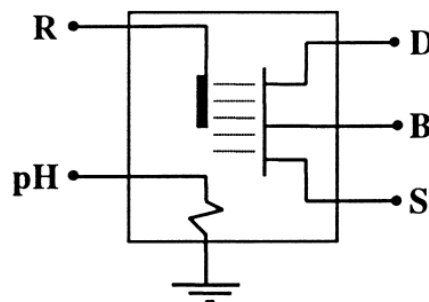


Figure 22 : Bloc de sous -circuit (Sub -circuit Block) de l'ISFET

III .3 Modélisation de la dérive en température :

L'équation du courant I_{DS} d'un transistor MOSFET est donnée par la relation suivante

$$I_{DS} = \mu_n C_{ox} \frac{W}{L} \left[(V_{GS} - V_{TH}) - \frac{V_{DS}}{2} \right] V_{DS}$$

Où μ_n est la mobilité, C_{ox} est la capacité de l'oxyde isolant, W est la largeur du MOSFET et L est sa longueur. V_{GS} est la tension grille source et V_{DS} est la tension drain source.

V_{TH} est la tension de seuil du transistor MOSFET déterminé par l'équation suivante

$$V_{TH}(ISFET) = [E_{ref} + \phi_{lj}] - [\phi_{e0}(pH) - \chi_{e0}] - \left[\frac{Q_{ss}Q_{sc}}{C_{ox}} - 2\phi_f + \frac{\Phi_s}{q} \right]$$

où :

ϕ_f est le potentiel de Fermi du semi-conducteur, Q_{ss} est la densité de charge à l'état de surface fixe à l'interface isolant-semi-conducteur, Q_{sc} est la densité de charge de la zone d'appauvrissement de la surface du semi-conducteur, C_{ox} est la capacité surfacique de l'isolant, $E_{ref} = (E_{rel} + E_{abs})$ est le potentiel de l'électrode de référence, ϕ_{lj} est la différence de potentiel entre la solution de référence et la solution électrolytique, ϕ_{e0} est le potentiel de l'interface solution électrolytique-isolant qui détermine la sensibilité de l'ISFET au pH, χ_{e0} est le potentiel dipolaire de surface solution électrolytique-isolant et Φ_s est le travail de sortie du semi-conducteur.

Il convient de noter que la dépendance à la température de la composante électrochimique de la tension de seuil de l'ISFET contrebalance celle de la structure solide sous-jacente à la couche sensible. La composante électrochimique, qui contribue à la tension de seuil et qui dépend de la température, peut être divisée en deux parties. La première concerne la chute de tension entre l'électrode de référence et la solution électrolytique E_{ref} . La seconde concerne la chute de tension entre la surface sensible et la solution électrolytique χ_{e0} et prend en compte la dépendance à la température de la tension aux bornes de la couche diffuse, ainsi que les dépendances du potentiel dipolaire de surface de l'électrolyte, des permittivités de la solution à l'approche de la surface et des constantes de dissociation.

III .3.1-Potentiel de l'électrode de référence en fonction de la température :

Le potentiel de l'électrode de référence est exprimé comme suit :

$$E_{rel} = E_{rel}(T_0) + 1.4 \cdot 10^{-4}(T - T_0)$$

Ces coefficients ne sont pas influencés par la technologie de fabrication du transistor, car ils dépendent uniquement du comportement de l'électrode de référence, qui est indépendant de la technologie de fabrication des transistors.^{31,40} Ainsi, aucun paramètre du dispositif n'influence sa dépendance à la température et au potentiel de l'électrode ; elle dépend uniquement de la solution tampon et du matériau de l'électrode.

III.3.2- Potentiel de liquide jonction en fonction de la température :

$$\phi_{lj}(T) = \phi_{lj}(T_0) + 10^{-5}(T - T_0)$$

Ici, la contribution du potentiel de jonction liquide est négligée en raison de sa faible dépendance à la température. Pour un potentiel de jonction liquide typique de 3 mV, son

coefficient de température est de 10 V/K,19, ce qui est négligeable par rapport à tout autre terme dépendant de la température.

III.3.3- Potentiel d'interface électrolyte-isolant en fonction de la température :

L'expression de χ_{e0} dépend de la force ionique, I_{os} et de T , comme indiqué par

$$\chi_{e0}(T) = \chi_{e0}(T_0)[1 - \exp(0.86 \log(I_{os}))] \cdot \left[1 - \frac{0.4 \cdot 10^{-3}}{\chi_{e0}(T_0)} (T - T_0) \right]$$

III.3.4 Constantes de dissociation en fonction de la température :

Il convient de noter que les constantes de dissociation pour les réactions de protonation et de déprotonation dépendent également de la température :

$$K(T) = [K(T_0)]^{T_0/T}$$

III.3.5- Paramètres MOS en fonction de la température :

Plusieurs paramètres des semi-conducteurs dépendent de la température, à savoir le potentiel de Fermi (ϕ_f), la mobilité (μ), la bande interdite d'énergie (E_G), la concentration intrinsèque de porteurs (n_i), la densité d'états (N_c , N_v), etc [III.10]. Nous présentons quelques-uns des principaux paramètres qui affectent la tension de seuil et le courant de drain du transistor.

$$\phi_f = \frac{kT}{q} \ln \left(\frac{N_a}{n_i} \right)$$

$$n_i = \sqrt{N_c N_v} \exp \left(\frac{-E_G}{2kT} \right)$$

$$E_G = \left[1.17 - \left(\frac{4.73 \times 10^{-4} \times T^2}{T + 636} \right) \right]$$

$$N_c = 2 \times \left[\frac{2\pi m_n kT}{h^2} \right]^{1.5}$$

$$N_v = 2 \times \left[\frac{2\pi m_p kT}{h^2} \right]^{1.5}$$

où m_n = masse effective de l'électron, m_p = masse effective des trous, h = constante de Planck et N_a = concentration en impuretés donneuses.

III.4 Circuit d'interface de lecture (Read Out Interface Circuit : ROIC) :

Plusieurs circuits d'interface de lecture ont été développés par les chercheurs. Ils constituent un système complet permettant de détecter le pH d'une solution [III.7, III.9]. L'un de ces circuits d'interfaces est illustré sur la figure (24)

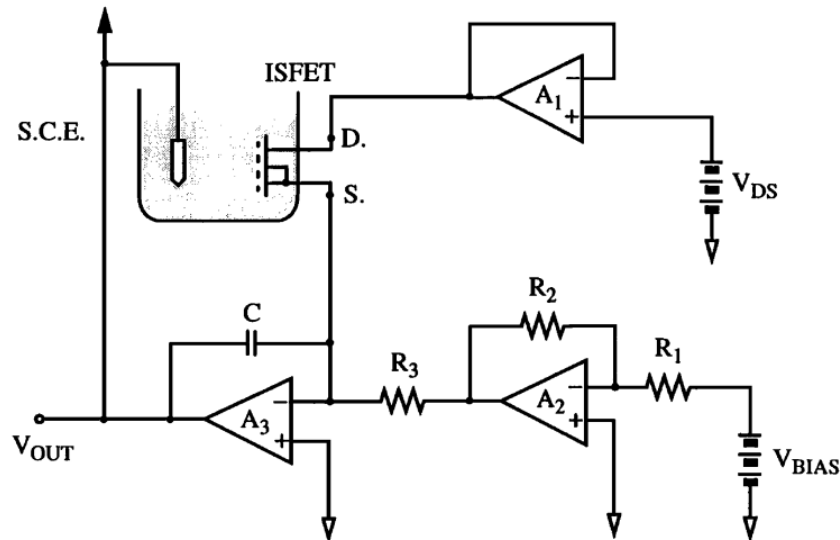


Figure 23 Circuit d'interface de lecture (Read out Interface circuit :ROIC) CVCC: constant voltage constant current

On le dénomme CVCC (Constant Voltage Constant Current Circuit). Il permet de maintenir la tension V_{DS} et le courant I_{DS} constants grâce aux différents amplificateurs opérationnels du circuit. L'amplificateur opérationnel A1 (en mode tampon) maintient la borne D à une tension constante V_{DS} . L'amplificateur opérationnel A3 maintient la tension au point S constante à 0 Volt. Ainsi la tension aux bornes de la résistance R3 elle aussi est constante, ce qui maintient un courant de drain constant à travers l'ISFET exploitant ainsi la rétroaction et le gain très élevé des amplificateurs opérationnels. Les valeurs constantes de I_{DS} et V_{DS} maintiennent la grandeur $(V_{GS} - V_{TH})$ constant. Ainsi, toute variation de la tension de seuil est répercutée sur V_{GS} (et donc sur V_{ref}).

III.4.1- Principe de mesure :

Le principe de mesure est le suivant : la valeur du courant de drain (I_{ds}) est maintenue constante à une valeur I_0 au moyen d'un asservissement électronique du circuit. Si la valeur du pH de la solution change, la tension de seuil de l'ISFET (V_t) change ainsi que le courant de drain. La rétroaction électronique rajuste la tension fixée par l'électrode de référence de telle manière que le courant de drain soit maintenu constant à la valeur I_0 . L'écart entre la nouvelle tension de grille (V_{pH2}) et l'ancienne (V_{pH1}) est proportionnel à la variation de pH (figure 25)

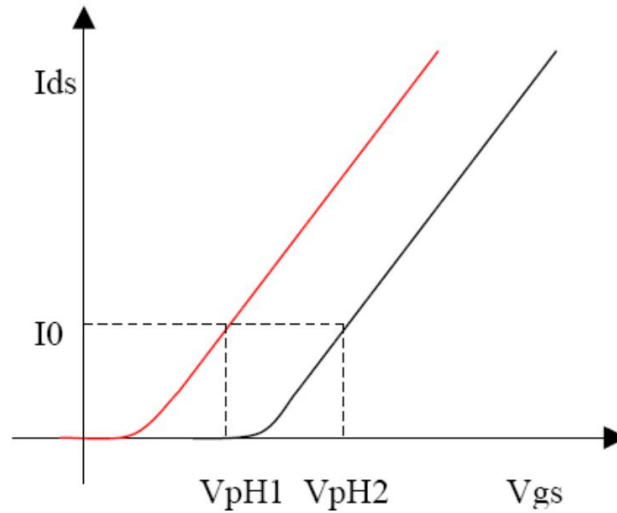


Figure 24 variation de la tension de seuil pour deux valeurs de pH différentes

III.5- Caractéristique $I_{DS}(V_{GS})$ de l'ISFET en fonction du pH :

Le macro-modèle développé a été testé et les résultats de simulation ont été comparés aux données expérimentales et aux résultats théoriques obtenus par Matrinoia et Massobrio [III.1].

La figure (26) montre les caractéristiques $I_{DS}(V_{GS})$ simulées pour les valeurs de pH = 4, 7, 10 et 12 à la température ambiante $T = 27^\circ\text{C}$ pour une tension $V_{DS} = 0.5$ Volt.

Cette figure montre les variations de la tension de seuil de l'ISFET à grille Si_3N_4 en fonction du pH. Les résultats de la simulation montrent la non-linéarité de la caractéristique $I_{DS}(V_{GS})$. Les caractéristiques d'autres types d'ISFET, par exemple les ISFET à grille Al_2O_3 , Ta_2O_5 peuvent être simulées en modifiant les valeurs des paramètres de densité des sites de surface et des constantes de dissociation.

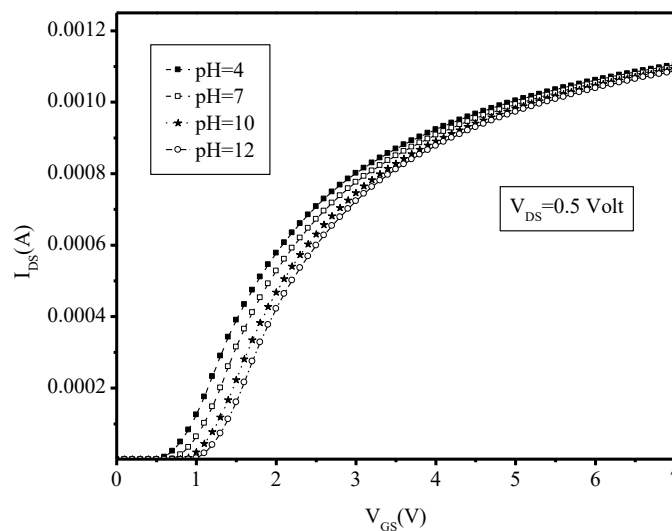


Figure 25: Caractéristiques $I_{DS}(V_{GS})$ pour les pH = 4, 7, 10 et 12 à $T = 27^\circ\text{C}$ et $V_{DS} = 0.5$ volt

La figure (27) montre les caractéristiques $I_{DS}(V_{GS})$ simulées pour les valeurs de pH = 4, 7, 10 et 12 à la température ambiante $T = 27\text{ }^{\circ}\text{C}$ pour une tension $V_{DS} = 2\text{ Volt}$. On remarque une allure identique à la précédente avec une augmentation du courant I_{DS} et une légère augmentation de la tension de seuil qui n'est pas dépendante de la tension V_{DS} .

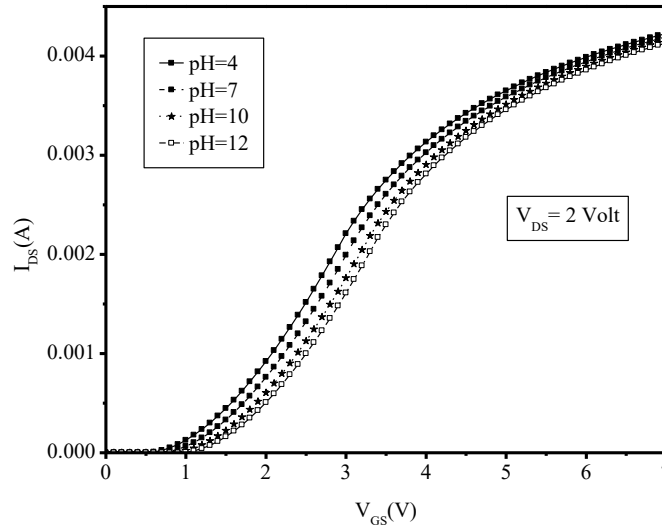


Figure 26: Caractéristiques $I_{DS}(V_{GS})$ pour les pH=4,7,10 et 12 à $T=27^{\circ}\text{C}$ et $V_{DS}=2\text{ volt}$

III.6- Caractéristique $I_{DS}(V_{GS})$ de l'ISFET en fonction de la température :

Les résultats de simulation ont également été réalisés pour extraire les caractéristiques $I_{DS}(V_{GS})$ pour les températures $T=10, 30, 50$ et $70\text{ }^{\circ}\text{C}$. Comme le montre la figure (28) pour une tension $V_{DS}=0.5\text{V}$ et un pH=4, le modèle prédit un comportement quasi linéaire du coefficient de température soit pour le courant I_{DS} ou pour la tension de seuil V_{TH} dans cette plage de températures. Les courbes présentent un point isothermique où les courbes coïncident. Ce point peut être utilisé pour la polarisation des transistors afin de se débarrasser la dérive en températures des caractéristiques de l'ISFET. Seulement ce point change avec le pH de la solution.

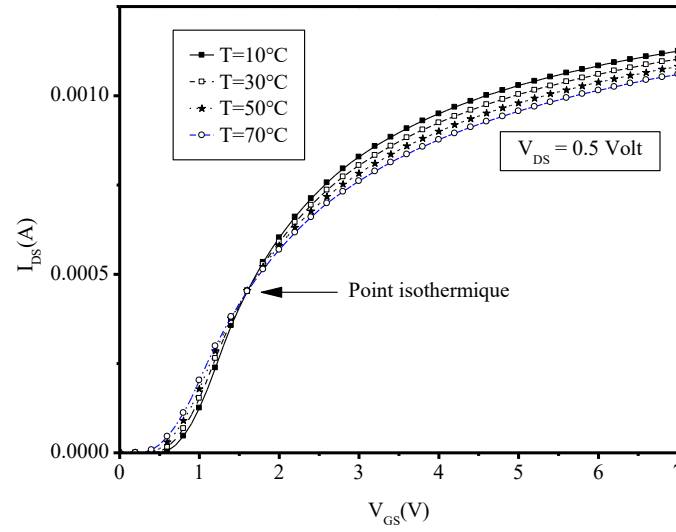


Figure 27: Caractéristiques $I_{DS}(V_{GS})$ pour les températures $T=10, 30, 50$ et 70°C
au $\text{pH} = 4$ et $V_{DS}=0.5$ volts

La figure (29) présente la caractéristiques $I_{DS}(V_{GS})$ pour les températures $T = 10, 30, 50$ et 70°C simulées pour un pH de solution égal à 4 et pour une tension $V_{DS}= 2$ Volt. Les courbes présentent la même allure avec un changement de la valeur du courant I_{DS} et un changement de la tension de seuil V_{TH} . On observe la présence du point isothermique mais pour des valeurs de courant I_{DS} et de tension I_{DS} différentes.

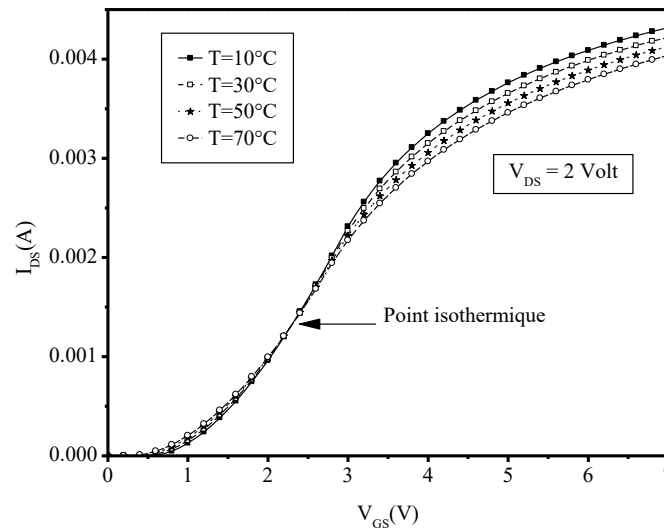


Figure 28 : Caractéristiques $I_{DS}(V_{GS})$ pour les températures $T=10, 30, 50$ et 70°C
au $\text{pH}=4$ et $V_{DS}= 2$ volts

III.7- Caractéristique V_{ref} (pH) pour différentes températures :

La figure (30) illustre les caractéristiques V_{ref} (pH) de la tension de sortie V_{ref} du circuit d'interface de lecture ROIC en fonction du pH pour les températures $T = 10, 30, 50$ et 70°C .

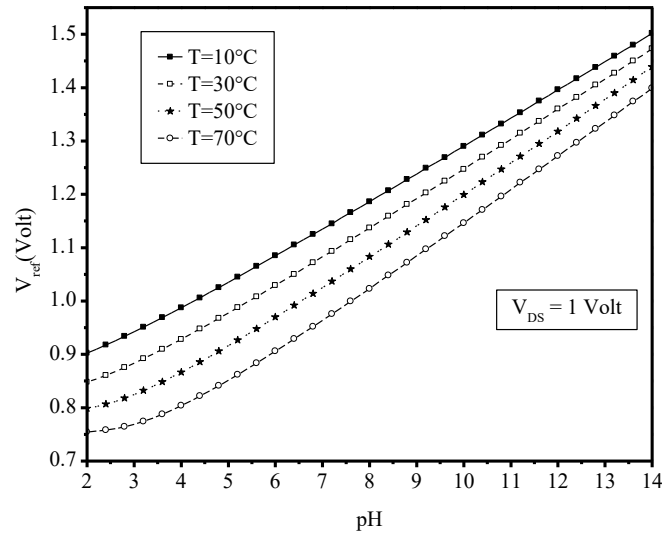


Figure 29 : Caractéristiques V_{ref} (pH) pour les températures $T=10, 30, 50$ et 70°C

Un décalage des caractéristiques en fonction de la température est observé dans ces simulations. Les mêmes résultats ont été obtenus par Rishabh Bhardwaj [III.11]. Nous obtenons des valeurs de V_{ref} plus élevées pour des températures plus basses, ce qui concorde avec les caractéristiques de transfert $I_{DS}(V_{GS})$ du macro-modèle ISFET car le dispositif fonctionne en mode saturation.

III.8- Caractéristique V_{ref} (T) pour différentes valeurs de pH :

La figure (31) illustre la variation de la tension sortie V_{ref} du circuit d'interface de lecture ROIC en fonction de la température pour les valeurs de $\text{pH} = 4, 7, 10$ et 12 . Une dépendance significative à la température est observée dans les sorties pour différentes valeurs de pH.

On peut conclure que les coefficients de température (CT) du capteur de pH pour différentes valeurs de pH sont presque constants. Les coefficients de températures dépendent légèrement du pH.

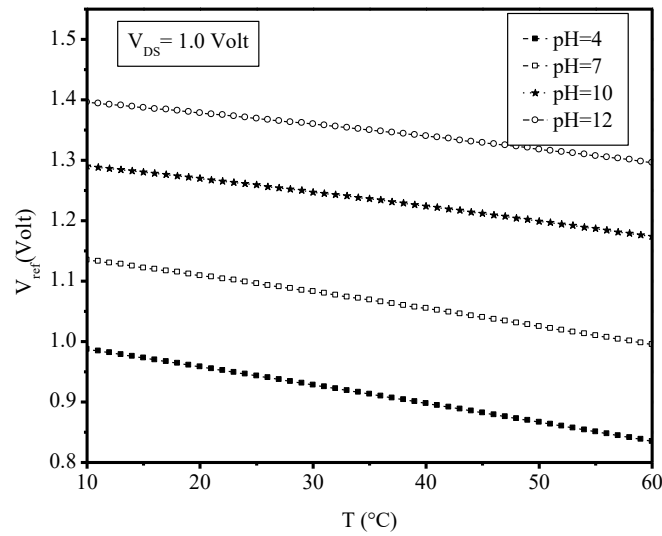


Figure 30: Caractéristiques $V_{ref}(T)$ pour les pH =4, 7, 10 et 12

III .9 Compensation de la dérive en température de l'ISFET à l'aide de l'apprentissage machine :

Nous utilisons l'apprentissage supervisé dans ce travail afin d'améliorer la précision des valeurs de pH prédites pour des solutions inconnues. Les modèles sont entraînés à l'aide de caractéristiques de dérive de température connues pour des solutions tampons de pH standard. Divers algorithmes d'apprentissage automatique (ML) sont disponibles pour réaliser des tâches de prédiction. Nous effectuons nos simulations avec deux algorithmes qui sont l'arbre de décision (DecisionTree) et l'algorithme de forêts aléatoires (RandomForest). Afin de réaliser un apprentissage, le jeu de données est divisé en deux sous-ensembles mutuellement exclusifs : un jeu d'entraînement et un jeu de test. Les modèles sont ensuite entraînés sur le jeu de données d'entraînement ; enfin, la précision de la prédiction est déduite à partir du jeu de données de test. Le jeu de test est totalement masqué pendant la phase d'apprentissage, ce qui permet une comparaison plus précise des performances des différents algorithmes d'apprentissage automatique.

Dans ce travail nous avons utilisé une plage de température allant de 10 à 60 °C avec un pas de 1°C, ce qui correspond à 51 valeurs de températures différentes. Pour la valeur du pH nous avons effectué nos simulations dans une plage allant du pH=2 au pH=12 avec un pas de 0.1pH, ce qui correspond à 101 valeurs de pH différentes. Cela nous donne au total un jeu de données égal à $101 \times 51 = 5151$ points différents. Ce jeu de données est divisé en 80% pour le jeu d'entraînement et 20% pour le jeu de test.

La Figure (32)présente la courbe de prédiction sans compensation et avec compensation à l'aide l'algorithme DecisionTree pour les pH = 4, 7, 10 et 12, alors que la Figure (33) présente la courbe de prédiction sans compensation et avec compensation à l'aide l'algorithme Random Forest pour les pH = 4, 7, 10 et 12.

Nous avons utilisé quatre mesures d'évaluation (MAE, MSE, RMS et R2) pour comparer les performances de différents algorithmes ML sur le même ensemble de données afin de compenser la dérive en température.

De plus, nous étudions les performances des algorithmes utilisés à l'aide des critères d'évaluation suivants :

- Erreur Absolue Moyenne (MAE) : Utilisées pour les problèmes de régression pour mesurer l'écart entre les valeurs prédites et les valeurs réelles.
- MSE(MeanSquaredError) : Erreur Quadratique Moyenne (MSE).
- RMSE (Root MeanSquaredError) : Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne,
- R-squaredmetric — R^2 , ou coefficient de détermination

Nous obtenons les valeurs suivantes :

Decision Tree:

- test_size=0.2
- Mean square error (MSE) : 0.001854
- Root mean square error (RMSE) : 0.043
- Mean absolute error (MAE): 0.0171
- coefficient of determination (R2) : 0.999

Random Forest:

- test_size=0.2
- Mean square error (MSE) : 0.00224
- Root mean square error (RMSE) : 0.0473
- Mean absolute error (MAE): 0.0207
- coefficient of determination (R2) : 0.999

Toutes les techniques ML utilisées ont obtenu une corrélation très élevée (score R2). La forte corrélation entre la valeur réelle du pH et sa valeur prédite démontre que les modèles ML sont capables de prendre en compte avec précision la dérive en température. Les taux d'erreur obtenus avec les différents modèles sont également très faibles.

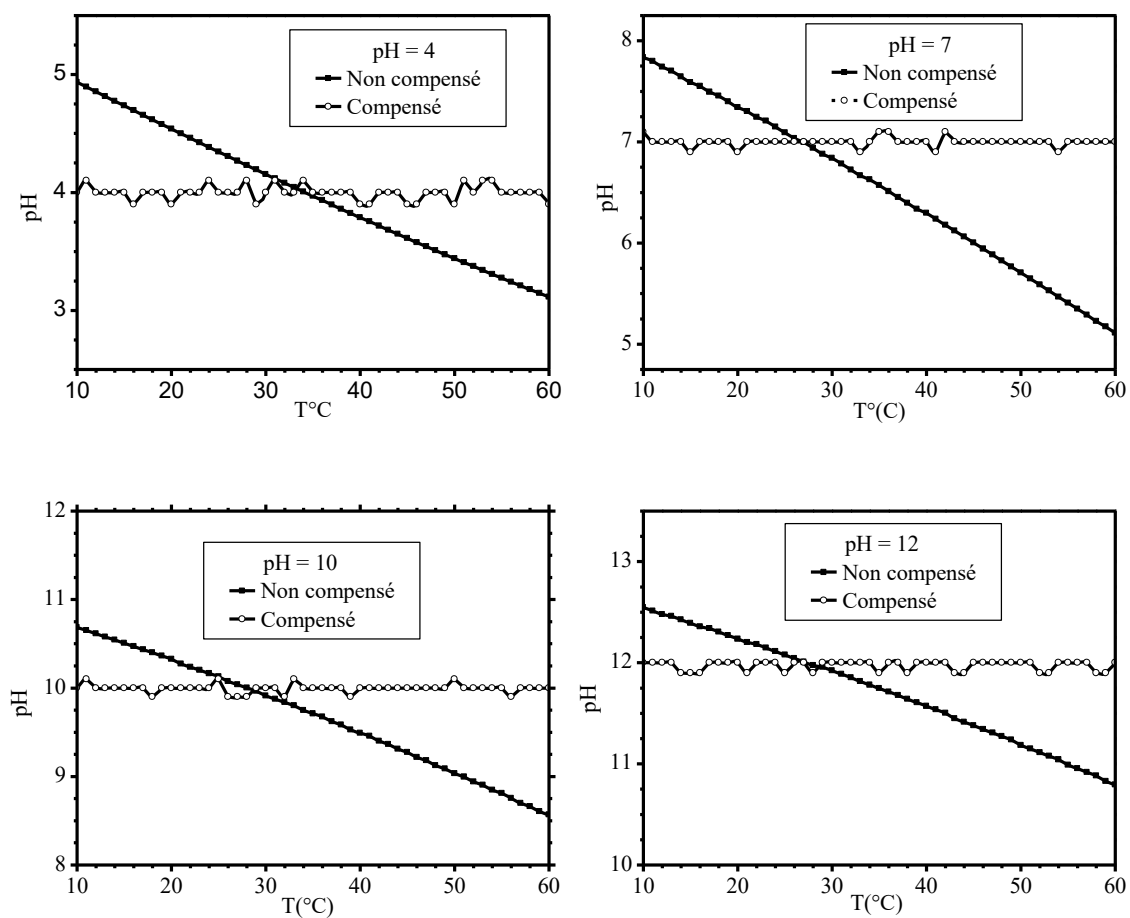


Figure 31 : Courbes de prédiction sans compensation et avec compensation à l'aide de l'algorithme Decision Tree pour les pH =4,7,10 et 12

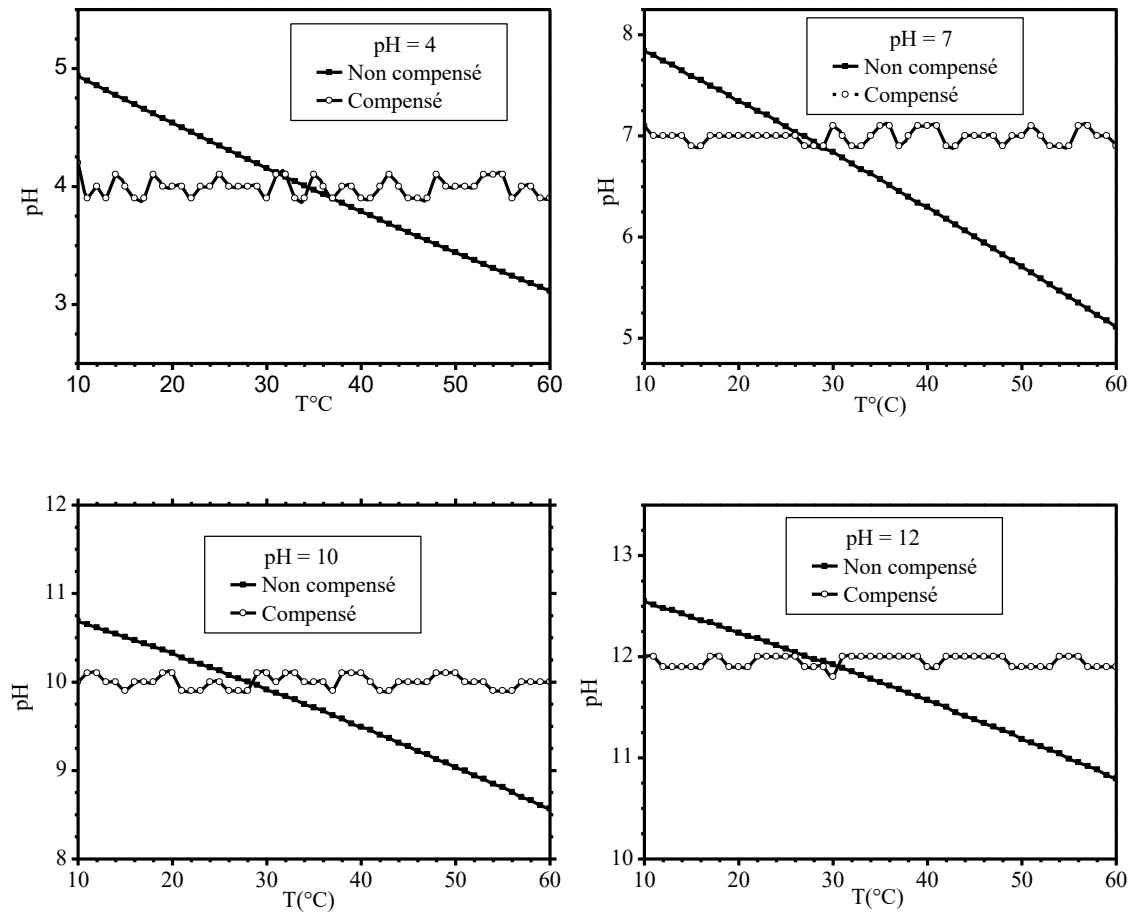


Figure 32: Courbes de prédiction sans compensation et avec compensation à l'aide de l'algorithme Random Forest pour les pH =4,7,10 et 12

III.10 Conclusion :

Nous avons présenté dans ce mémoire un macro-modèle SPICE d'ISFET qui a été développé en y incorporant la dépendance à la température des paramètres électrochimiques et semi-conducteurs. Ce macro-modèle est ensuite utilisé sous forme de bloc de sous-circuit et inséré dans le circuit d'interface de lecture pour obtenir une sortie dépendante de la température. La sortie ROIC est utilisée comme l'un des paramètres pour entraîner divers algorithmes d'apprentissage machine (Machine Learning) afin de corriger les caractéristiques de dérive en température pour différentes valeurs de pH. Ce travail démontre l'adéquation des techniques ML à la compensation de la dérive en température dans les ISFET. Différentes techniques ML (de classification) ont été entraînées sur l'ensemble de données généré et leurs performances ont été comparées sur la base de divers indicateurs de performance (MAE). Les caractéristiques de sortie souhaitées, indépendantes de la température, ont été observées pour les pH (4, 7, 10 et 12). Les techniques de classification (DT, RT) ont été testées et se sont avérées efficaces pour la compensation de la dérive en température. Les techniques d'apprentissage automatique (ML) sont robustes et peuvent être utilisées pour la compensation en température des capteurs de pH à base d'ISFET pour différentes couches de détection et topologies ROIC.

De plus, les paramètres appris par ML peuvent être codés dans un langage de description matérielle tel que Verilog, qui peut être implémenté sur des cartes FPGA.

Conclusion

Générale

Conclusion générale

Ce travail de recherche s'est inscrit dans le cadre de l'étude approfondie des capteurs ISFET, et plus particulièrement de la problématique liée à la dérive thermique qui affecte la précision de la mesure du pH. À travers une approche pluridisciplinaire, alliant l'électronique, la physico-chimie des capteurs et l'intelligence artificielle, nous avons pu explorer et proposer des solutions innovantes pour améliorer la fiabilité de ces dispositifs.

Dans un premier temps, nous avons étudié la structure, le principe de fonctionnement et les caractéristiques spécifiques des capteurs ISFET, en mettant en évidence leurs avantages (miniaturisation, compatibilité CMOS, rapidité de réponse...) ainsi que leurs limitations, notamment leur sensibilité aux variations de température. Cette dérive thermique, conséquence directe de la dépendance de certains paramètres électrochimiques et électroniques à la température ambiante, constitue un véritable défi pour les mesures précises et stables dans des environnements fluctuants.

Dans un second temps, nous avons détaillé les approches classiques de compensation thermique, en soulignant leurs limites en termes de complexité, de coût et de fiabilité. Ce constat nous a naturellement conduits à nous tourner vers des méthodes plus récentes et performantes basées sur le Machine Learning.

L'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique, tels que les réseaux de neurones multicouches (MLP), les arbres de décision (DT) et les forêts aléatoires (Random Forest), s'est révélée particulièrement prometteuse. Ces méthodes permettent d'établir des modèles non linéaires capables d'anticiper et de corriger les dérives induites par la température, à partir d'un entraînement préalable sur des données expérimentales simulées. Les résultats de simulation ont montré une nette amélioration de la stabilité des mesures après application de ces techniques intelligentes de compensation.

En combinant la modélisation mathématique, la simulation numérique et l'apprentissage machine, ce mémoire a ainsi permis de proposer une méthode efficace et adaptable pour compenser la dérive thermique des capteurs pH-ISFET. Cette contribution s'inscrit pleinement dans les tendances actuelles de développement de capteurs intelligents, capables de s'auto-corriger et de fonctionner de manière autonome dans des environnements complexes.

En conclusion, les travaux réalisés ouvrent la voie à de futures recherches visant à optimiser davantage les performances des capteurs ISFET, que ce soit par l'intégration de nouveaux

Conclusion générale

matériaux sensibles, l'amélioration des modèles de simulation, ou encore l'exploration d'algorithmes d'intelligence artificielle plus avancés. L'objectif ultime restant le même : garantir des mesures fiables, stables et précises, même en présence de perturbations thermiques ou environnementales.

Bibliographie

- [I.1] [1] N. Benattou 'Etude des caractéristiques de détection d'un capteur a effet de champ ISFET avec membrane en nitrure de gallium'' mémoire de magister, université d'Oran, 2013
- [I.2] <http://fr.wikipedia.org/wiki/capteur>.
- [I.3] <http://www.esicee.fr/Francaio/enseignement/version-pdf/II-capteur.pdf>.
- [I.4] Dey, D. & Goswami, T. (2011). Optical sensors: Principles and applications. Journal of Scientific&IndustrialResearch, 70, 611–619.
- [I.5]: P. GRUNDLER: « Chemicalsensors», Springer, pp.7-8, 2007.
- [I.6] E, Neyraud, J, Prinz, et E. Dransfield, NaCl and sugar release, salivation and taste during mastication of saltedchewinggum. Physiology&behavior, 2003, vol. 79, no 4-5, p. 731-737.
- [I.7] B. TORBIERO : « Développement de micro capteurs électrochimiques pour l'analyse en phase liquide », Thèse de Doctorat, l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2006.
- [I.8] F. WAN, M. OTHMAN: « KnowledgeRepresentation of Ion-Sensitive FieldEffect Transistor Voltage Response for Potassium Ion Concentration Detection in Mixed Potassium/Ammonium Ion Solutions », American Journal of Applied Sciences 7 (1): 81-88, ISSN 1546-9239, Université de Malaysia, 2010.
- [I.9] P. TEMPLE, J. LAUNAY, I. HUMENYUK, T. DOCONTO, A. MARTINEZ, C. BERIET, A. GRISEL: « Study of front-sideconnectedchemicalfieldeffect transistor for water analysisMicroelectronics », Reliability, 44, p. 443-447, 2004.
- [I.10]: M. SHINWARI, M. JAMAL DEEN, D. Landheer: « Study of The ElectrolyteInsulatorSemiconductor Field-Effect Transistor (EISFET) with applications in biosensor design», MicroelectronicsReliability 47, 2007, pp.2025-2057.
- [I.11] M. Boutamine, Etude et caractérisation d'un capteur chimique à base de couches minces, 2014, Thèse de doctorat.
- [I.12] : M. CASTELLARNAU: « Integratedcellpositioning and cell-based ISFET biosensors », Sensors and Actuators B 120, pp.615-620, 2007.
- [I 13] B. Kaghouché , Etude par TCAD-SILVACO d'une structure MOS pour la réalisation de capteur ISFET : Paramètres technologiques et électriques , Thèse de Magister,

Université Mentouri Constantine, Mai 2010.

[I 14]B. Torbiero, Développement de micro capteurs électrochimiques pour l'analyse en phase liquide, Thèse de Doctorat, l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2006.

[I 15]I. Humenyuk, Développement des microcapteurs chimiques CHEMFETS pour l'analyse de l'eau, Thèse de Doctorat, l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, Année 2005.

[I 16]C.Christophe, Films minces d'oxyde et de nitrure d'aluminium pour applications hyperfréquences ; synthèse par PLD et PECVD et caractérisations, Thèse de Doctorat, Université de Limoge, 19 octobre 2007

[I 17]B. Palan, Conception de microcapteurs pH-ISFET faible bruit d'inductance intégrée suspendues à fort facteur de Q, thèse de doctorat, institut national polytechnique de Grenoble, 2002.

[I 18]J. L. Chiang, S. S. Jan, Y. C. Chen, and J. C. Chou, Sensing characteristics of ISFET based on AlN thin film. In Optoelectronic Materials and Devices II, Int. Soci. Optics. Photon., 2000, 4078, p689-696.

[I 19]M. Castellarnau, Integrated cell positioning and cell-based ISFET biosensors, Sensors and Actuators B 120, pp.615-620, 2007.

[I 20]R. E. G. Van Hal, J. C. T. Eijkel and P. Bergveld, A novel description of ISFET sensitivity with the buffer capacity and double-layer capacitance as key parameters, Sensors and Actuators B 24, 1995, p. 201-205.

[I 21]J. L. Chiang, J. C. Chou, Y. C. Chen, Study of the pH-ISFET and EnFET for biosensor applications, J. Med. Biol. Eng., 2001, 21(3), p 135-146.

[I 22]C. N. Tsai, J. C. Chou, T. P. Sun and S. K. Hsiung, Study on the sensing

characteristics and hysteresiseffect of the tin oxide pH electrode,Sens. Actua B:

Chemical., 2005, 108(1-2),p 877-882

[I 23]M. Zaborowski, B. Jaroszewicz, et al, Fabrication of MOS-compatible Ion- Sensitive Devices for Water Pollution Monitoring (Warner), IEEE 14th conference, pp.477-481, 2007.

[I 24] M. Boutamine, "Etude et caractérisation d'un capteur chimique à base de couches minces."2014. Thèse de doctorat.

[I 25] F. Wan, M. Othman, Knowledge Representation of Ion-Sensitive Field-Effect Transistor Voltage Response for Potassium Ion Concentration Detection in Mixed Potassium/Ammonium Ion Solutions, American Journal of Applied Sciences 7 (1): 81-88,ISSN 1546-9239, Malaysia 81, 2010.

[I 26]H. Wu, J. Wang, X. Kang, et al. Glucose biosensor based on immobilization of glucose oxidase in platinum nano particles /grapheme /chitosan nano composite film. Talanta, 2009, vol. 80, no 1, p. 403-406.

[I 27] S. X. Chen, S. P. Chang, S. J .Chang, Investigation of InNnanorod-based EGFET pH sensors fabricated on quartz substrate, Dig. J. Nanomater Biostructures.,20149 p1505-1511.

[I 28] C. O. Manlises, F. R. Cruz, C. Wen Yaw and A. Paglinawan, Characterization of an ISFET with Built-in Calibration Registers through Segmented Eight-Bit Binary Search in Three-Point Algorithm Using FPGA, J. Low. Power. Electron. Appli., 2017, 7(3), p 19.

[I 29]H. J. Park, S. K. Kim, K. Park, An ISFET biosensor for the monitoring of maltose-induced conformational changes in MBP, FEBS. Letters.,2009, 583(1), p 157-162.

[I 30] M. Tabata, T. Goda, A. Matsumoto, Y. Miyahara, Field-effect transistors for detection of biomolecular recognition. In : Intelligent Nanosystems for Energy, Information and Biological Technologies, Intel. Nanosys. Energ. Inform. Biolog. Technol. Springer.,2016, p13-25.

[I 31] Sorensen S. P. L., "Enzyme studies II: measurement and significance of hydrogen ion concentration in enzyme processes", BiochemischeZeitschrift 21 (1909), 131-304.

[I 32] Christophe vedrine, exploitation de signaux biologiques pour la réalisation de capteur environnementaux, N°d'ordre : 294CD, 2003, p5.

[I 33] Clarke W.M., "The determination of Hydrogen ions" Williams & Wilkins Company, American Journal of the Medical Sciences 177 (1929), 126.

[I 34] Sorensen S. P. L. and Linderstrøm-Lang K., Compte Rendu Travaux du Laboratoire. Carlsberg 15 (1924),1-40.

- [I 35]] Tan J., Lascon M., Sevilla F., “Potentiometric pH sensor based on an oil paste containing Quinhydrone”, Asian conference on sensors, IEEE Kuala Lumpur Malaysia (2005), 39-42.
- [I 36] Huang G.F. and GuoM.K., “Resting dental plaque pH values after repeated measurements at different sites in the oral cavity”, In Nat. Sci. Coun. ROC. B. 24 (2000), 187-192.
- [I 37] Caflisch C.R., Pucacco L.R. and Carter N.W., “Manufacture and utilization of antimony pH electrodes”, Kidney International 14 (1978), 126-141
- [I 38] Mlle BENATTOU Nadia“ ETUDE DES CARACTERISTIQUES DE DETECTION D’UN CAPTEUR A EFFET DE CHAMP ISFET AVEC MEMBRANE EN NITRURE D’ALUMINIUM” mémoire de magister, université d’Oran
- [I 39] <http://fr.wikipedia.org/wiki/capteur>.
- [I 36] Bergveld P. Thirty years of ISFETOLOGY: What happened in the past 30 years and what may happen in the next 30 years. Sens Actuators B. 2003;88(1):1-20
- [I 37] . Kaisti M. Detection principles of biological and chemical FET sensors. Biosens Bioelectron. 2017;98:437-448.
- [I 38] Chong S, Rui S, Jie L, et al. Temperature drift modeling of MEMS gyroscope based on genetic-Elman neural network. Mech Syst Signal Process. 2016;72:897-905.
- [I 39] J. L. Chiang, Y. C. Chen and J. C.. Chou, Simulation and experimental study of the R-3 pH-sensing property for AlN thin films, Jap. J. Appl. Phys. 2001,40(10R),p 5900. [25] J. L. Chiang, Y.C. Chen, C. J. Chuan and Al, Temperature effect on AlN/SiO₂ gate
- [I 40] J. L. Chiang, Y.C. Chen, C. J. Chuan and Al, Temperature effect on AlN/SiO₂ gate pH-ion-sensitive field-effect transistor devices,Jap. J. Appl. Phys., 2002, 41 (2R), p 541.
- [I 41] F. Lopez Huerta, R. M. Woo Garcia, M. Lara Castro, J. J. Estrada Lopez and M. Herrera, An integrated ISFET pH microsensor on a CMOS standard process, J. Sens. Technol., 2013, 3(3),p 57.
- [I 42] C. Hazarika, S. Sharma, Survey on ion sensitive field effect transistor from the view point of pH sensitivity and drift, J. Sci. Technol., 2017 10(37),p 1-18.
- [I 43] T. M. Abdolkader, A. G. Alahdal, A. Shaker and W. Fikry, ISFET pH-sensor sensitivity extraction using conventional MOSFET simulation tools, Int. J. Chemic. Engin. Appl., 2015, 6(5),p 346.
- [I 44] G. Maulion, Conception, fabrication et caractérisation de composants photoniques innovants appliqués à la détection de gaz. 2015. Thèse de doctorat.
- [I 45] Gomer R, Tryson G. An experimental determination of absolute half-cell emf's and single ion free energies of solvation. J Chem Phys. 1977;66(10):4413-4424

- [I 46] B. Palan, Conception de microcapteurs pH-ISFET faible bruit d'inductance intégrée suspendues à fort facteur de Q, thèse de doctorat, institut national polytechnique de Grenoble, 2002.
- [I 47] R. Novitski, H. Einati, Y. Shacham Diamand, Temperature dependence of buried channel ion sensitive field effect transistors, J. Appli. Phys., 2009, 106(9), p 094501
- [I 48] S. E. Naimi, B. Hajji, I. Humenyuk, J. Launay and B. P. Temple, Temperature influence on pH-ISFET sensor operating in weak and moderate inversion regime: Model and circuitry, Sens. Actua B: Chemical., 2014, 202,p 1019-1027.
- [I 49] Y. C. Chen, S. S. Jan, J. C. Chou, Temperature effects on the characteristics of hydrogen ion-sensitive field-effect transistors with sol–gel-derived lead titanategates, J. Analyt. Chimi. Acta., 2004, 516(1-2), p43-48.
- [I 50] K. Wan : Etude de différentes méthodes de bio fonctionnalisation pour la réalisation de biocapteurs. Application à la détection de pesticides, Thèse de Doctorat, L'école centrale de Lyon, Année 1999

Chapitre II

- [II.1] Robert J. Intelligence Artificielle : Définition, histoire, enjeux. DataScientest 2024. <https://datascientest.com/intelligence-artificielle-definition> (accessed June 9, 2025).
- [II.2] CNRS Le journal. CNRS Le journal n.d. <https://lejournel.cnrs.fr/> (accessed June 9, 2025).
- [II.3] What Is Machine Learning (ML)? | IBM 2021. <https://www.ibm.com/think/topics/machine-learning> (accessed June 9, 2025).
- [II.4] Page non trouvée | CNIL n.d. <https://www.cnil.fr/fr/intelligence-artificielle-et-apprentissage-automatique> (accessed June 9, 2025).
- [II.5] Machine Learning - Définition, fonctionnement et secteurs d'application n.d. <https://intelligence-artificielle.com/machine-learning-definition/> (accessed June 9, 2025).
- [II.6] Not Found n.d. <https://www.spiria.com/fr/blogue/les-3-etapes-essentielles-de-lapprentissage-automatique-machine-learning> (accessed June 9, 2025).
- [II.7] Giardino C, Bresciani M, Braga F, Fabbretto A, Ghirardi N, Pepe M, et al. First Evaluation of PRISMA Level 1 Data for Water Applications. Sensors 2020;20:4553. <https://doi.org/10.3390/s20164553>.
- [II.8] Bergveld P. Thirty years of ISFETOLOGY: What happened in the past 30 years and what may happen in the next 30 years. Sensors and Actuators B: Chemical 2003;88:1–20. [https://doi.org/10.1016/S0925-4005\(02\)00301-5](https://doi.org/10.1016/S0925-4005(02)00301-5).

- [II.9] Deng X, Sha J, Zhou X, You X, Zhang C. Joint detection and decoding for polar-coded OFDM-IDMA systems. 2017 IEEE 12th International Conference on ASIC (ASICON), 2017, p. 796–9. <https://doi.org/10.1109/ASICON.2017.8252596>.
- [II.10] Zhao R, Yan R, Chen Z, Mao K, Wang P, Gao RX. Deep learning and its applications to machine health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2019;115:213–37. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.05.050>.
- [II.11] Deep Learning for Anomaly Detection: A Review: *ACM Computing Surveys*: Vol 54, No 2 n.d. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3439950> (accessed June 9, 2025).
- [II.12] Shickel B, Tighe PJ, Bihorac A, Rashidi P. Deep EHR: A Survey of Recent Advances in Deep Learning Techniques for Electronic Health Record (EHR) Analysis. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* 2018;22:1589–604. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2017.2767063>.
- [II.13] Obermeyer Z, Emanuel EJ. Predicting the Future — Big Data, Machine Learning, and Clinical Medicine. *New England Journal of Medicine* 2016;375:1216–9. <https://doi.org/10.1056/NEJMp1606181>.

Chapitre III

- [III.1] Sergio Martinoia, Giuseppe Massobrio, “A behavioral macromodel of the ISFET in SPICE”, *Sensors and Actuators B* 62 2000 182–189
- [III.2] J. Janata, R.J. Huber, *Solid State Chemical Sensors*, Academic Press, Orlando, USA, 1985.
- [III.3] P. Bergveld, A. Sibbald, *Analytical and Biomedical Applications of ISFETs*, Elsevier, Amsterdam, Netherlands, 1988.
- [III.4] S.M. Zse, *Semiconductor Sensors*, Wiley, New York, USA, 1994.
- [III.5] M. Grattarola, G. Massobrio, *Bioelectronics Handbook: Mosfets, Biosensors, and Neurons*, McGraw-Hill, New York, USA, 1998
- [III.6] D.E. Yates, S. Levine, T.W. Healy, Site-binding model of the electrical double layer at the oxidewater interface, *J. Chem. Soc. Farady Trans.* 70 1974 1807–1818.
- [III.7] Martinoia, Sergio, Giuseppe Massobrio, and Leandro Lorenzelli. ”Modeling ISFET microsensor and ISFET based microsystems: a review.” *Sensor. Actuat. B-Chem.*, vol. 105(1), pp. 14-27, 2005.
- [III.8] Morgenshtein, A., Sudakov-Boreysha, L., Dinnar, U., Jakobson, C. G., Nemirovsky, Y, ”CMOS readout circuitry for ISFET microsystems,” *Sensor. Actuat. B-Chem.*, vol. 97(1), pp. 122-131, 2004.

[III.9] Yang, C. H., Liao, Y. W. (2007, December). An ISFET interface circuitry for biomedical applications. In *Electron Devices and Solid-State Circuits*, 2007, pp. 1083-1086, 2007.

[III.10] Sze SM, Ng KK. *Physics of Semiconductor Devices*. Hoboken, New Jersey, United States: John Wiley; 2006.

[III.11] Rishabh Bhardwaj, Soumendu Sinha, Nishad Sahu, Sagnik Majumder, Pratik Narang, Ravindra Mukhiy, Modeling and simulation of temperature drift for ISFET-based pH sensor and its compensation through machine learning techniques, *Int J Circ Theor Appl*. 2019;1–17.