

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE
N° : 2017/CI07/97/482



DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIE
FILIERE : GENIE ELECTRIQUE
OPTION : CONTROLE INDUSTRIEL

Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique

Par: MIMOUNE Radhwane
ABASSI Abdallah

Intitulé

**Amélioration des performances de techniques
intelligentes utilisées en fusion multisensorielle
dans les systèmes de surveillance
des eaux propres.**

Soutenu devant le jury composé de:

Dr. DJERIOUI Mohamed	Université de M'sila	Président
Dr. LADJAL Mohamed	Université de M'sila	Rapporteur
Dr. BRIK Youcef	Université de M'sila	Examineur

Année universitaire : 2016 /2017

Remerciements

Avant tout Nous remercions Dieu Le tout puissant de nous avoir donné le courage, la volonté, la patience, et la santé durant toutes ces années et que grâce à lui ce travail a pu être réalisé.

*Je tiens à remercier monsieur **Dr.LADJAL Mohamed** d'avoir accepté de diriger mon travail. Je le remercie également pour ses qualités humaines et ses conseils précieux durant toutes les phases du travail, et pour ses conseils.*

Mes remerciements vont au président du jury et aux membres du jury qui m'ont fait l'honneur de participer au jury et aussi à tous les enseignants de notre département.

Mes remerciements vont aussi à tous les enseignants du département d'électronique qui ont contribué à notre formation.

Je remercie évidemment mes parents, qui depuis ces longues années, m'ont encouragé et soutenu dans la poursuite de mes études.

Enfin, je tiens à exprimer ma reconnaissance à tous mes amis et collègues pour le soutien moral.

MIMOUNE RADHWANE

Remerciements

Je remercie mon Dieu miséricorde de m'avoir donné le courage de réaliser ce projet et de poursuivre mes études supérieures et de les réussir et d'avoir la chance d'atteindre le niveau MASTER II.

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements :

A ma mère pour ses sacrifices en témoignage de tout mon affection au long de mes études.

A mon père qui m'a encouragé durant mes études, et son affection qui m'a amené à finir mon projet.

*A mon encadreur monsieur **Dr.M.ladjale I** pour sa prise en charge et pour avoir dirigé mon travail durant l'élaboration de ce mémoire.*

Mes remerciements vont également à tous les enseignants du département d'électronique sans oublier toutes les personnes de ce même département.

Mes remerciements vont aussi à messieurs les membres du jury pour avoir accepté de juger mon travail.

Enfin, A tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet de fin d'études.

ABASSI ABD ALLAH

Dédicace

Je dédie ce modeste travail :

*A ma mère pour ses sacrifices en témoignage de tout mon
affection au long de mes études.*

*A mon père qui m'a encouragé durant mes études, et son
affection qui m'a amené à finir mon projet.*

A mes chers frères.

A mes chères sœurs.

A toute la famille.

*A mes collègues qui ont marqué leurs présences par réconfort
indispensable.*

A tous les amis de ma promotion (2017).

Mimoune Radhwane

Dédicace

*Nous dédions Ce travail à nos très chers parents qui ont tant prié à
notre réussite,*

De soutien moral. Nous les remercions de nos avoir encouragé

Et aidés à devenir ce que nous somme.

Et nos frères, nos sœurs,

Et à toute la famille.

Et nos collègues, et à toute la promotion

Master De l'année 2017

A nos très chers amis.

Abassi Abd allah

Table des matières

LISTE DES FIGURES	I
LISTE DES TABLEAUX	II
ABREVIATION ET NOTATION	II
RESUME	IV
INTRODUCTION GENERALE	1

CHAPITRE I SURVEILLANCE DES EAUX PROPRES

I.1. Introduction	5
I.2. Généralités sur les eaux propres	5
I.2.1. Cycle de l'eau	5
I.3. Ressources des eaux	6
I.3.1. Les eaux de pluie	6
I.3.2. Les eaux de surface	6
I.3.3. Les eaux souterraines	6
I.4. L'eau potable	7
I.5. Normes de la qualité des eaux	7
I.6. Importance de l'analyse et du traitement	8
I.7. Chaîne élémentaire de production d'eau potable	10
I.7.1. Prétraitement	11
I.7.2. Pré-oxydation	11
I.7.3. Clarification	12
I.7.4. Oxydation-Désinfection	13
I.7.5. Affinage	14
I.8. les capteurs	15
I.8.1. Mesure des paramètres physico-chimiques	16
I.8.1.1. Mesure des paramètres usuels	16
I.8.1.2. Mesure des paramètres spécifiques	16
I.8.2. Qualité des capteurs	18
I.8.2.1. Sensibilité, précision, gamme de mesure	18
I.8.2.2. Fiabilité, environnement et dérive	19
I.9. Méthodes des surveillance	19
I.9.1. Méthodes de surveillance avec modèles	20
I.9.1.1. Redondances physiques et analytiques	21
I.9.1.2. Méthodes d'estimation paramétrique	21
I.9.2. Méthode de surveillance sans modèle	22
I.9.2.1. Surveillance utilisant des outils statistiques de traitement du signal :	22
I.9.2.2. Surveillance par des méthodes à partir de données historiques :	22
I.9.2.3. Les méthodes à base de modèles comportementaux :	23
I.9.2.4. Les méthodes de reconnaissance de formes :	23
I.9.2.5. Les méthodes à base de modèles explicatifs :	23
I.9.3. Surveillance par reconnaissance de formes	24
I.10. Conclusion	25

CHAPITRE II LES RESEAUX NEURO-FLOUS

II.1. Introduction.....	27
II.2. Les réseaux neuro-flous	27
II.3. Définition du système Neuro-Flou	28
II.4. Les réseaux adaptatifs	29
II.5. Architecture des systèmes neuro-flous	29
II.5.1. Système neuronal/flou simultanément	29
II.5.2 Modèles neuro-flous coopératifs	30
II.5.3. Modèles neuro-flous hybrides	30
II.6. Types des contrôleurs flous	30
II.6.1. Méthode de Mamdani	31
II.6.2. Méthode de Takagi-Sugeno	31
II.6.3. Comparaison des méthodes Mamdani et Takagi-Sugeno	32
II.7. Les fonctions d'appartenances	32
II.8. ANFIS (Adaptif Neural FuzzyInference System).....	33
II.8.1. Architecture de l'ANFIS	34
II.8.2. Apprentissage de l'ANFIS	36
II.8.3. Rétro propagation de l'ANFIS :	37
II.8.4. Les avantage de l'ANFIS	38
II.9.Conclusion.....	38

CHAPITRE III SIMULATION ET EVALUATION

III.1. Introduction	41
III.2. Problématique.....	41
III.2.1. Architecture du système de contrôle et de surveillance.....	41
III.2.2. Approche utilisée dans la surveillance.....	42
III.3. Description des données d'entrée	43
III.4. Les Bases données	44
III.5. Application à la station de production d'eau potable TILESDIT.....	44
III.5.1. Le Site TILESDIT	44
III.5.2. La station de production d'eau potable TILESDIT	45
III.5.3. Présentation des résultats	46
III.5.3.1. Données d'entrées	46
III.6. Choix de la technique de contrôle et de surveillance	47
III.6.1. Utilisation la Méthodologie de l'ANFIS	48
III.6.2. Estimation des paramètres	49
III.6.3. Développement d'un modèle.....	51
III.6.4. Evaluation des performances	51
III.6.4.1. Apprentissage et Test	53
III.6.4.2. Résultats et discussion.....	53
III.7. Conclusion.....	56
CONCLUSION GENERALE	57
REFERENCE	59

Liste des figures

Figure I.1. Cycle des eaux	6
Figure I.2. Station de production d'eau potable	11
Figure I.3. Classifications des méthodologies de surveillance industrielle.	20
Figure I.4. Schéma général du système de surveillance par reconnaissance de formes.	24
Figure II.1. : Représentation d'un système neuro-flou.	28
Figure II.2. : Exemple d'association en série d'un réseau de neurone et d'un système flou. ...	30
Figure II.3. : Exemple d'association en parallèle d'un réseau de neurone et d'un système flou.	30
Figure II.4. : Architecture d'ANFIS	34
Figure III.1. Architecture du système de contrôle et de surveillance.	42
Figure III.2. Carte géographique situant le barrage « Tilesdit » [Google Maps].	44
Figure III.3. Image représentant le site du barrage « Tilesdit » [Google Earth].	45
Figure III.4. Image représentant le site de la station « Tilesdit » [Google Earth].	46
Figure III.5. Evolution temporelle des paramètres descripteurs de la qualité d'eau brute (Station Tilesdit).	47
Figure III.6. L'architecture d'ANFIS utilisée dans cette étude, les connexions des entrées à la couche 3 ne sont pas affichées.	54
Figure III.7. Règle de modèle ANFIS et Classification.	56

Liste des tableaux

Tableau I.1. Normes d'eau potable de l'OMS année 2006.....	7
Table II.1. Comparaison entre la logique floue et les réseaux de neurones.....	27
Tableau II.2. : Les différentes couches d'un système ANFIS.....	36
Tableau II.3. : Les paramètres à ajuster d'un système ANFIS.....	37
Tableau III.1. Normes des paramètres descripteurs de l'eau brute.....	44
Tableau III.2 : Statistiques descriptives des paramètres descripteurs de la qualité d'eau brute (Station Tilesdit).47	47
Tableau III.3 : Performance des modèles ANFIS avec différentes fonctions d'adhésion.....	55
Tableau III.4 : Performance comparative des modèles de classification d'ANFIS.....	56

ABREVIATIONS ET NOTATIONS

IA: Intelligence Artificielle

RNA: Réseaux de Neurones Artificiels

ANFIS: Systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs

pH: potentiel Hydrogène

T°: Température

C: Conductivité

TU: Turbidité

OD: Oxygène Dissous

UV: Ultra Violets

NH₄⁺: Ammonium

NO₂⁻: Nitrite

CO₂: dioxyde de carbone

CaCO₃: Carbonate de calcium

CaO₂⁺: Peroxyde de calcium

HCO₃⁻: Bicarbonates

AMDEC: Analyse des Modes de Défaillance de leurs Effets et de leur Criticité

ADD: Arbres de Défaillances et les Digraphes

LAMDA: Learning Algorithm for Multivariate Data Analysis.

Ca: Calcium

Fe: Fer

Mg: Magnésium

P: Phosphore

K: Potassium

Na: Sodium

S: Soufre

RS: RésidusSecs

NO₃⁻: Nitrates

Mn: Manganèse

Cu: Cuivre

As: Arsenic

Cd: Cadmium

Cn: Copernicium

Hg: Mercure

Ni: Nickel

Pb: Plomb

Se: Sélénium

Pt: Platine

H⁺: ions hydrogènes

CO₃²⁻: Carbonates

TA: Titre Alcalimétrique

TAC: Titre Alcalimétrique Complet

mEq/l: milliéquivalents par litre

µs/cm: micro-siemens par centimètre

Cl⁻: Chlorures

SO₄²⁻: Sulfates

KMnO₄: Oxydabilité au permanganate de potassium

COT: Carbone Organique Total

COD: Carbone Organique Dissous

COP: Carbone Organique Particulaire

DBO: Demande Biochimique en Oxygène

DCO: Demande Chimique en Oxygène

NTK: azote organique ou Azote Total Kjeldahl

Zn: Zinc

ANRH: Agence Nationale des Ressources Hydrauliques

MO: Matières organiques

NTU: Unité néphélométrique de turbidité

y : Sortie du neurone

w₀ : Le biais de réseaux de neurones

x₁, ..., x_i : Entrée (une séquence d'observation)

f : Fonction d'activation

w_i : Poids d'auto-connexion du neurone i de la couche d'entrée.

X: Vecteur d'entrée

***tanh*:** Fonction *tangente hyperbolique*

β : Gain de la fonction d'activation

$P(x, y)$: Fonction de probabilité

Q : Fonction coût ou fonction perte à minimiser

τ : Taux d'apprentissage de l'algorithme d'apprentissage RNA

μ : Le centre de la fonction RBF

σ : Le coefficient d'étalement ou largeur de la fonction RBF

ML: Machine Learning

VC: VapnikChervonenkis

h : VC-dimension

MRS: Minimisation du Risque Structurel

KKT: Principe de Karush-Kuhn-Tucker

d : Marge

QP: Quadratic Programming

α_i : Multiplicateurs de Lagrange

C : Constante ; Facteurs de pénalisation (ou : d'erreurs, terme d'équilibrage, *Trade-off*)

G : Matrice de *Gram*

RMSE: Racine de l'erreur quadratique moyenne (Root Mean Square Error)

CORR: Le coefficient de corrélation

NSCE: le coefficient Nash-Sutcliffe d'effcence.

gbellmf: Fonction d'appartenance en forme de cloche généralisée .

gaussmf: Fonction d'adhésion gaussienne .

gauss2mf: Fonction d'association gaussienne .

trapmf: Fonction d'appartenance trapézoïdale .

trimf: Fonction d'adhésion triangulaire.

SIF: Système d'inférence flou.

INTRODUCTION GENERALE

L'eau est la principale composante de notre corps, elle est à l'origine de la vie. Les planètes et les êtres vivants sont essentiellement constitués d'eau. La quantité d'eau à la surface de la terre est constante, cependant 97.23% de celle-ci est en réalité « salée et impropre à une consommation directe. Il faut insister sur le fait que le problème de l'eau n'est pas un problème de quantité, mais un problème de flux. Aujourd'hui dans le monde, 1.2 milliard de personnes n'ont pas accès à une source d'eau potable, et 2.9 milliards ne disposent pas d'installations sanitaires convenables. En 1998, les maladies d'origine hydrique ont tué quelques 3.4 millions de personnes, surtout des enfants. Parmi ces maladies, les plus meurtrières sont la Diarrhée (2.21 millions de victimes), le Malaria (1.11 million), la trypanosomiase, les infections par vers intestinaux, la dengue et la bilharziose [1].

Toutes les eaux de la nature ne sont pas bonnes à boire. Même une eau d'apparence limpide transporte en son sein toutes sortes de substances inertes et vivantes, dont certaines peuvent être nocives pour l'organisme humain. Ces substances proviennent soit du milieu physique dans lequel l'eau a évolué, soit des rejets de certaines activités humaines dont l'eau est devenue le réceptacle. L'eau est ainsi le vecteur de transmission privilégié de nombreuses maladies [2]. Pour être consommée sans danger, l'eau doit donc être traitée. Mais la pollution croissante des réserves rend cette opération de plus en plus délicate, obligeant les traiteurs d'eau à constamment innover. Les techniques ont d'ailleurs beaucoup évolué, faisant aujourd'hui du traitement de l'eau une industrie de pointe. La qualité de l'eau est garantie par le contrôle et la surveillance permanente des services qui s'occupent du traitement et de la distribution. Aujourd'hui, l'eau potable représente l'un des produits alimentaires les plus surveillés dans le monde.

La surveillance de potabilité de l'eau peut être mise en pratique selon deux types de méthodes : classique et moderne. Les méthodes classiques sont déterminées par une analyse chimique effectuée au laboratoire, cette méthode nécessite un temps d'analyse relativement important et peut donc être difficilement intégrée dans un système de surveillance et de diagnostic en temps réel de l'unité. En outre les méthodes modernes qui ont l'avantage de

pouvoir effectuer un contrôle automatique permanent en temps réel, sont mieux placées pour être une alternative plus efficace. Une surveillance permanente des divers procédés de traitement et des paramètres relatifs à la qualité de l'eau est devenue nécessaire, où des systèmes de contrôle automatique infaillibles sont impératifs [3].

Il est logique de supposer que le problème de contrôle et de surveillance de l'eau brute peut être vu comme un problème de reconnaissance de formes, où les formes représentent l'ensemble des observations ou mesures liées aux caractéristiques de celle-ci. Parmi les techniques d'intelligence artificielle (IA) connues dans ce domaine, on trouve » les Réseaux des neurones. Cette technique se démarque des autres outils par leur capacité d'apprentissage et de généralisation. Les différents paramètres physico-chimiques exploités dans le traitement de l'eau, tels que le pH, la température (T^0), la conductivité (C), l'oxygène dissous et les matières en suspension (MES),...etc, sont transformés en signaux électrique à partir d'une fusion de données multi- sensorielle et transmis vers une station de contrôle qui assure l'acquisition et le traitement des données. La technique devant être utilisée en trois classes (qualité de l'eau très bonne, qualité de l'eau moyenne, qualité de l'eau médiocre). Dans ce contexte, nous allons choisir une méthode de Systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs (ANFIS), permettant de déterminer les corrélations existantes entre les variables caractéristiques de l'eau brute puis de ne conserver que les caractéristiques apportant réellement une information pertinente. C'est qu'on peut utiliser comme des variables d'entrée réduit dans un autre système de surveillance.

Le mémoire de thèse est structuré en 3 chapitres :

Le premier chapitre présente une généralité sur les eaux potables. Dans cette section, nous parlerons tout spécialement du processus de traitement des eaux potables, en l'introduisant par des généralités sur leur traitement, leur cycle, les ressources naturelles, ainsi que les normes à appliquer. Nous terminerons ce chapitre par les méthodes de surveillance de l'eau potable.

Dans le deuxième chapitre nous présentons les principes de base de la logique floue avec les domaines d'application et un bref historique. En passant par les différentes étapes, l'algorithme, ainsi que les avantages et les inconvénients de cette méthode. Après cela, il est présenté la classification utilisées, tels que l'algorithme d'apprentissage sont introduits. L'utilisation de ces nouveaux aspects au niveau d'un système fusion multi-sensorielle, ANFIS que leurs propriétés requises sont soulignés.

Enfin, le dernier chapitre on va présenter la base de données et les différents paramètres caractéristiques de l'eau et aborde les modèles d'hybridation Neuro-flou existants et une étude sur le modèle adopté ANFIS comparativement aux RNAs.

Une conclusion générale en fin de ce travail, retrace les différentes étapes réalisées et souligne les perspectives envisagées futures envisagées.

CHAPITRE I

SURVEILLANCE DES EAUX PROPRES

I.1. Introduction

La production de l'eau potable se fait dans des stations de traitement capable de fournir un produit qui satisfait à un ensemble de normes de qualité, à un prix raisonnable pour le consommateur. Le but principal des usines de traitement d'eau est de connaître les paramètres de l'eau brute et ensuite de choisir les méthodes convenables pour la rendre potable à un niveau de qualité élevé et uniforme ; la surveillance permanente de cette ressource doit se dérouler à travers des mesures qualifiables et quantifiables, ainsi que le bon fonctionnement des installations de traitement et de production.

Ce premier chapitre est consacré au processus de contrôle de traitement de l'eau propre. Il s'agit de donner quelques généralités à propos de cette ressource naturelle qu'est l'eau, ainsi que les outils et moyens mis en œuvre pour son traitement. La chaîne de traitement d'eau potable la plus courante est de ce fait présentée. Les différents paramètres descripteurs de l'eau ainsi que leurs capteurs correspondants sont décrits. Les différentes méthodes et techniques de surveillance classiques et modernes sont citées.

I.2. Généralités sur les eaux propres

I.2.1. Cycle de l'eau

L'eau est un élément présentée sur trois formes (liquide, l'état gazeux et solide), parcourt un cycle éternel. L'évaporation lente et incessante des fleuves, des lacs et des mers provoque la formation dans la haute atmosphère, de nuages qui par condensation se transforment en pluie. Une fraction des eaux de pluie ruisselle à la surface du sol et va grossir les cours d'eau et les lacs, d'où elle est sujette d'une part à l'évaporation d'autre part à l'infiltration à travers le sol. Une partie des eaux d'infiltration est reprise par la végétation qu'elle alimente avant d'être rejetée dans l'atmosphère c'est l'évapotranspiration. L'autre partie s'accumule dans le sous-sol pour former des nappes souterraines qui, à leur tour peuvent former des sources émergentes à la surface du sol [4]. Dans ce cycle, nous pouvons dégager trois sources d'approvisionnement en eau (figure I.1).

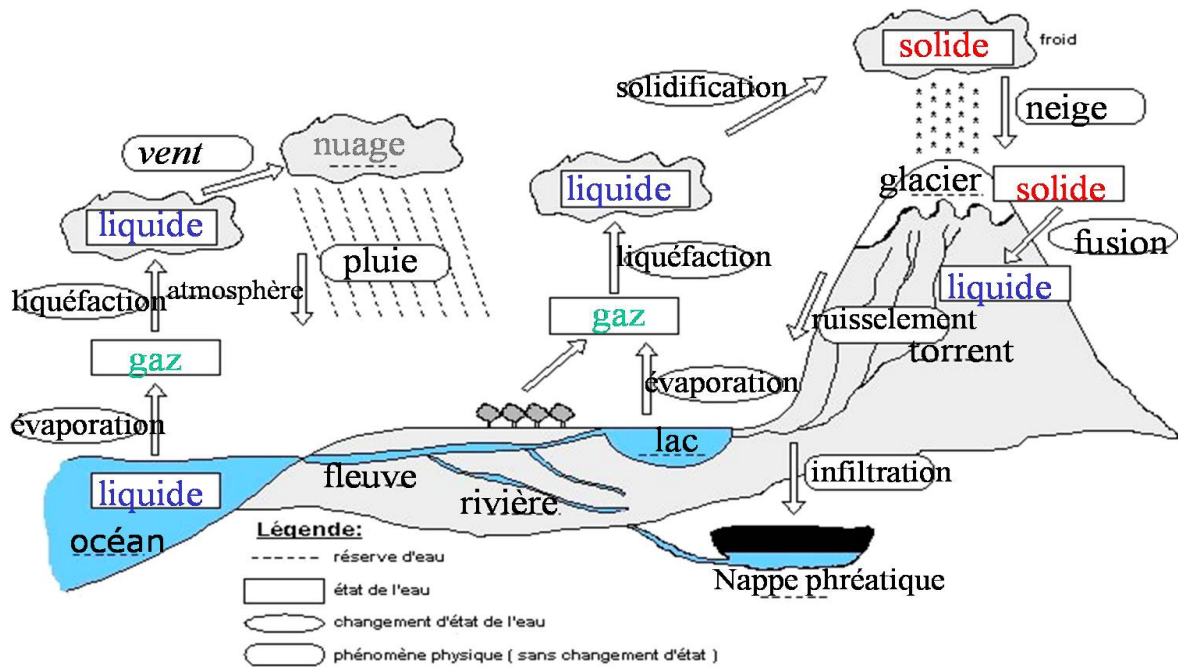


Figure I.1. Cycle des eaux

I.3. Ressources des eaux

I.3.1. Les eaux de pluie

Les eaux de pluie peuvent être collectées à partir des toitures des maisons dans des récipients ou dans des impluviums. A l'origine ces eaux sont pures sur le plan microbiologique, mais sur le plan chimique, il leur manque souvent certains éléments indispensables à la santé comme le sodium, magnésium, manganèse, fer.

I.3.2. Les eaux de surface

Composées d'eaux de mer, de fleuve, de rivière, de marigot, ces eaux couvrent la terre. La terre « planète bleue » en raison de la présence d'eau, 97,5% de celle-ci consiste toutefois en eau salée dont l'essentiel est dans les océans et 2,5% seulement en eau douce (AMH journée mondiale de l'eau 2003). Grossies par les eaux de ruissellement elles reçoivent toutes sortes de déchets contenant des germes nuisibles pour la santé.

I.3.3. Les eaux souterraines

Formées par les eaux d'infiltrations, les eaux souterraines sont exemptes de pollution. Cependant elles peuvent, d'une part être contaminées par la technique de puisage, la proximité des latrines ou d'autres sources de pollution, le manque de protection, d'autre part,

elles peuvent être chargées par les éléments ; eaux soumatres, (NaCl) eau dure (Ca++) ; eau ferrugineuse (Fe++) [4].

I.4. L'eau potable

Une eau potable est une eau qui doit satisfaire un certain nombre de caractéristique la Rendant propre à la consommation humaine, elle ne doit pas renfermer de substances chimique en quantité ni de germes nocifs pour la santé. En réalité, elle et chargée d'une très grande variété de matières dissoute inertes ou vivantes, des substances minérales ou organiques, des micro-organismes ainsi que des particules en suspension et gaz dissous. Les standards servant de référence dans ce domaine sont différents et varient selon l'autorité en charge de leur définition. Le concept de potabilité est donc une notion propre à chaque pays, résultat du contexte culturel et historique local, il détermine la question de l'accès à l'eau, puisque une eau de bonne qualité est essentielle au développement économique et humain [5].

I.5. Normes de la qualité des eaux

Une eau de consommation ne doit pas contenir de germes des maladies à transport hydrique, de substances toxiques ni de quantité excessive de matières minérales et organiques. Elle doit par ailleurs, être limpide, incolore et ne posséder aucun goût ou odeur désagréable. En outre l'eau potable doit contenir sans excès un certain nombre d'éléments minéraux dont la présence lui confère une saveur agréable à l'exclusion de ceux qui seraient l'indice d'une contamination ainsi que toute substance toxique [4].

Tableau I.1. Normes d'eau potable de l'OMS année 2006

Elément/ substance	Symbole/ formule	Concentration normalement trouvée dans l'eau de surface	Lignes directrices fixées par l'OMS
Aluminium	Al		0,2 mg/l
Antimoine	Sb	< 4 µg/l	0.02 mg/l
Arsenic	As		0,01 mg/l
Baryum	Ba		0,7 mg/l
Béryllium	Be	< 1 µg/l	Pas de valeur guide
Bore	B	< 1 mg/l	0.5mg/l
Cadmium	Cd	< 1 µg/l	0,003 mg/l
Chlore	Cl		Pas de valeur mais on peut noter un goût à partir de 250 mg/l

Chrome	Cr ⁺³ , Cr ⁺⁶	< 2 µg/l	chrome total : 0,05 mg/l
Cuivre	Cu ²⁺		2 mg/l
oxygène dissous	O ₂		Pas de valeur guide
Fluorure	F ⁻	< 1,5 mg/l (up to 10)	1,5 mg/l
Dureté	mg/l Ca CO ₃		200 ppm
Fer	Fe	0,5 - 50 mg/l	Pas de valeur guide
Plomb	Pb		0,01 mg/l
Manganèse	Mn		0,4 mg/l
Mercure	Hg	< 0,5 µg/l	inorganique : 0,006 mg/l
Molybdène	Mb	< 0,01 mg/l	0,07 mg/l
Nickel	Ni	< 0,02 mg/l	0,07 mg/l
Nitrate et nitrite	NO ₃ , NO ₂		50 et 3 mg/l (exposition à court terme) 0.2 mg/l (exposition à long terme)
Turbidité			Non mentionnée
pH			Pas de valeur guide mais un optimum entre 6.5 et 9.5
Sélénium	Se	<< 0,01 mg/l	0,01 mg/l
Argent	Ag	5 – 50 µg/l	Pas de valeur guide
Sodium	Na	< 20 mg/l	Pas de valeur guide
Sulfate	SO ₄		500 mg/l
Etain inorganique	Sn		Pas de valeur guide : peu toxique
Uranium	U		0.015 mg/l
Zinc	Zn		3 mg/l

I.6. Importance de l'analyse et du traitement

Une analyse régulière de l'eau est importante pour les raisons suivantes :

- Elle permet de définir les problèmes existants.
- Elle garantit une eau qui convient à l'utilisation prévue.
- Elle garantit une eau potable sûre.

- Elle permet de vérifier l'efficacité du système de traitement.

La qualité d'une réserve d'eau peut changer au fil du temps et même subitement. Si l'apparence, l'odeur et le goût de l'eau restent les mêmes, le changement de qualité risque de passer inaperçu. La seule façon de connaître la salubrité de l'eau potable. Est de la faire analyser. Comme les bactéries, les parasites et les virus nuisibles sont invisibles à l'œil nu, une eau au goût et à l'apparence agréables n'est pas forcément potable. Ces microbes, qui vivent parfois dans l'eau souterraine et de surface, risquent de causer rapidement des maladies chez les humains qui consomment l'eau sans traiter adéquatement. Certains contaminants chimiques que l'on retrouve dans les réserves d'eau peuvent causer des problèmes de santé à long terme, qui n'apparaissent le niveau de salubrité de l'eau et de vérifier si le système de traitement a atteint un degré de purification satisfaisant. Plusieurs analyses disponibles sont utiles pour déterminer la salubrité et la sûreté des réserves d'eau. L'analyse de base de l'eau potable comprend plusieurs aspects d'analyse tels que celui des bactéries coliformes, des nitrates, du pH, du sodium, du chlorure, du fluorure, des sulfates, du fer, du manganèse, des matières totales dissoutes et celui de la dureté [6].

Si on soupçonne la présence d'un contaminant particulier dans l'eau, on peut procéder à d'autres analyses. On analyse parfois l'eau souterraine afin d'y détecter la présence d'arsenic, de sélénium ou d'uranium, par exemple. On peut aussi évaluer la contamination de l'eau de surface ou souterraine par les pesticides. Les réserves d'eau domestique doivent faire l'objet d'une analyse au moins une fois par an. L'eau potable provenant de puits peu profonds ou de réserves de surface, plus sujette à la contamination que l'eau souterraine ; doit être analysée plus souvent (chaque saison). Il est important d'analyser l'eau potable au robinet et à la source. Ces deux analyses permettent de vérifier l'efficacité du système de traitement et de détecter tout changement dans la qualité de l'eau à la source. Il est important de souligner que l'eau avant qu'elle parvienne au consommateur, subi des traitements plus ou moins poussés, elle est stockée, acheminée, puis distribuée. L'eau potable est donc une denrée rare et précieuse qui a un coût, qu'il ne faut pas gaspiller. Par ailleurs, il faut garder à l'esprit qu'elle est produit à partir de ressources naturelles qu'il convient de protéger [5].

I.7. Chaîne élémentaire de production d'eau potable

L'industrie de l'eau a une pression croissante pour produire une eau traitée de plus grande qualité à un coût plus faible. Les eaux à visée de potabilisation pour la consommation humaine sont de différentes natures. Les eaux souterraines constituent 22 % des réserves

d'eau douce soit environ 1000 milliards de m³ [7]. Elles sont généralement d'excellente qualité physico-chimique et bactériologique. Néanmoins, les terrains traversés en influent fortement la minéralisation. Les eaux de surface se répartissent en eaux courantes ou stockées (stagnantes). Elles sont généralement riches en gaz dissous, en matières en suspension et organiques, ainsi qu'en plancton.

Elles sont très sensibles à la pollution minérale et organique de type nitrate et pesticide d'origine agricole.

Dans cette section, nous parlerons plus spécialement de traitement des eaux de surface, mais il est certain que certaines eaux souterraines doivent également être traitées. Suivant les circonstances, ces deux types de traitement sont semblables ou différents, mais de toute façon ils présentent des points communs.

Le principal objectif d'une station de production d'eau potable est de fournir un produit qui satisfait à un ensemble de normes de qualité à un prix raisonnable pour le consommateur. L'annexe A en dresse les différents paramètres. L'efficacité du traitement adopté dépendra de la façon dont sera conduite l'exploitation de l'usine de traitement. Pour atteindre l'objectif souhaité, l'exploitant devra d'une part respecter certains principes élémentaires pour assurer le contrôle du processus de traitement et le contrôle de l'eau traitée, et d'autre part disposer d'un certain nombre de moyens techniques et humains [8].

Nous allons présenter, dans ce chapitre, les caractéristiques générales d'une usine de production d'eau potable, la plus complète et la plus courante, tout en détaillant plus spécifiquement le procédé sur lequel porte notre étude. La figure I.2 représente une filière typique de potabilisation appliquée à une eau de surface. Elle comporte des traitements à large spectre d'action tels que prétraitement, oxydation, clarification, désinfection et affinage. Les étapes de déferrisation, démagnétisation, dénitratisation sont les principaux traitements spécifiques de l'eau souterraine.

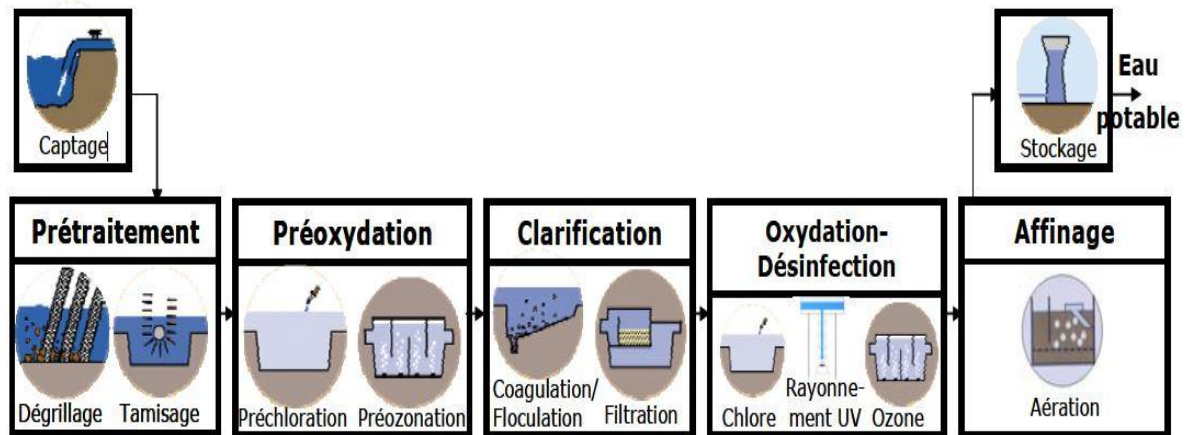


Figure I.2. Station de production d'eau potable

I.7.1. Prétraitement

Une eau, avant d'être traitée, doit être débarrassée de la plus grande quantité possible d'éléments dont la nature et la dimension constitueraient une gêne pour les traitements ultérieurs. Pour cela, on effectue des prétraitements de l'eau de surface. Dans le cas d'une eau potable, les prétraitements sont principalement de deux types :

- Le dégrillage,
- Le tamisage.

Le dégrillage, premier poste de traitement, permet de protéger les ouvrages aval de l'arrivée de gros objets susceptibles de provoquer des bouchages dans les différentes unités de traitement. Ceci permet également de séparer et d'évacuer facilement les matières volumineuses charriées par l'eau brute, qui pourraient nuire à l'efficacité des traitements suivants, ou en compliquer l'exécution. Le dégrillage est avant tout destiné à l'élimination de gros objets : morceaux de bois, etc.

Le tamisage, quant à lui, permet d'éliminer des objets plus fins que ceux éliminés par le dégrillage. Il s'agit de feuilles ou de morceaux de plastique par exemple [9].

I.7.2. Pré-oxydation

L'oxydation est une opération essentielle à tout traitement des eaux. Elle est toujours incluse en fin de filière au niveau de la désinfection.

A l'issue du prétraitement, on a une eau relativement propre mais qui contient encore des particules colloïdales en suspension. Celles-ci n'ont en elles-mêmes rien de dangereux. Il nous arrive souvent de consommer de l'eau en contenant : le thé, le café, le vin ou le lait qui

sont chargés en matières organiques, mais qui s'oxydent spontanément en présence d'air. On va les détruire dans la mesure du possible par une oxydation. Celle-ci peut être faite de trois façons différentes :

- ajoute de Chlore (pré-chloration)
- ajoute de dioxyde de chlore
- ajoute d'ozone (pré-ozonation)

La pré-chloration est effectuée avant le procédé de clarification. Le chlore est le plus réactif et le plus économique, mais il a comme inconvénient de former avec certains micropolluants des composés organochlorés du type chloroforme ou des composés complexes avec les phénols du type chlorophénol dont le goût et l'odeur sont désagréables [10].

On préfère utiliser le dioxyde de chlore qui coûte plus cher mais qui n'a pas les inconvénients de l'oxydation par le chlore cités ci-dessus. Ce type de traitement est cependant réservé à des cas spécifiques. En effet, l'utilisation du dioxyde de chlore présente, lui aussi, des inconvénients non négligeables comme sa décomposition à la lumière, ce qui entraîne une augmentation du taux de traitement à appliquer en période d'ensoleillement. En conclusion, le dioxyde de chlore est un oxydant plus puissant que le chlore qui représente une alternative intéressante à l'utilisation du chlore lorsque celui-ci entraîne des problèmes de qualité d'eau.

Enfin, depuis quinze à vingt ans, on utilise comme oxydant l'ozone, qui non seulement à l'avantage de détruire les matières organiques en cassant les chaînes moléculaires existantes, mais également à une propriété virulicide très intéressante, propriété que n'a pas le chlore. Généralement utilisée en désinfection finale, cette technique peut être mise en œuvre en oxydation. Elle peut aussi être employée pour l'amélioration de la clarification. L'un des avantages d'une pré-ozonation est l'oxydation des matières organiques, et une élimination plus importante de la couleur. Un autre avantage est la diminution du taux de traitement (taux de coagulant) dans le procédé de clarification. En somme, la pré-ozonation est une solution de substitution à la pré-chloration. On évite ainsi les problèmes liés aux sous-produits de la chloration.

Néanmoins, ce procédé ne résout pas tous les problèmes car certaines algues résistent à l'ozone. De plus, son coût reste beaucoup plus élevé que celui au chlore [9].

I.7.3. Clarification

La clarification est l'ensemble des opérations permettant d'éliminer les matières en suspension *MES* (minérales et organiques) d'une eau brute ainsi que des matières organiques

dissoutes [11]. Suivant les concentrations de l'un et de l'autre des différents polluants, on peut être amené à pratiquer des opérations de plus en plus complexes qui vont de la simple filtration avec ou sans réactif jusqu'à la coagulation – floculation – décantation ou flottation – filtration.

La clarification comprend les opérations suivantes :

- Coagulation
- Floculation
- Filtration

La coagulation est l'une des étapes les plus importantes dans le traitement des eaux de surface. 90% des usines de production d'eau potable sont concernées. La difficulté principale est de déterminer la quantité optimale de réactif à injecter en fonction des caractéristiques de l'eau brute.

Un mauvais contrôle de ce procédé peut entraîner une augmentation importante des coûts de fonctionnement et le non-respect des objectifs de qualité en sortie. Cette opération a également une grande influence sur les opérations de décantation et de filtration ultérieures. En revanche, un contrôle efficace peut réduire les coûts de main d'œuvre et de réactifs et améliorer la conformité de la qualité de l'eau traitée.

En résumé, le contrôle de cette opération est donc essentiel pour trois raisons : la maîtrise de la qualité de l'eau traitée en sortie (diminution de la turbidité), le contrôle du coagulant résiduel en sortie (réglementation de plus en plus stricte de la présence de coagulant résiduel dans l'eau traitée) et la diminution des contraintes et des coûts de fonctionnement (coûts des réactifs et des interventions humaines) [9].

I.7.4. Oxydation-Désinfection

La désinfection est l'étape ultime du traitement de l'eau de consommation avant distribution. Elle permet d'éliminer tous les micro-organismes pathogènes présents dans l'eau [8]. Il peut cependant subsister dans l'eau quelques germes banals, car la désinfection n'est pas une stérilisation.

Le principe de la désinfection est de mettre en contact un désinfectant à une certaine concentration pendant un certain temps avec une eau supposée contaminée.

Cette définition fait apparaître trois notions importantes : les désinfectants, le temps de contact et la concentration résiduelle en désinfectant. Une bonne désinfection via les réactifs oxydants demande la combinaison d'une concentration C avec un temps de contact T ; c'est le

facteur $C \cdot T$ (mg. Min/L). Cette valeur varie avec les microorganismes concernés, le type de désinfectant et la température.

Les quatre principaux désinfectants utilisés en production d'eau potable sont les suivants

- Le chlore
- Le dioxyde de chlore
- L'ozone
- Le rayonnement UV

La concentration en oxydant est pratiquement le seul paramètre sur lequel l'opérateur peut intervenir. Il faut retenir que l'efficacité de la désinfection dépend, en partie, du suivi de la concentration en oxydant. L'évolution de la concentration en oxydant est liée à la demande en oxydant de l'eau. Cette demande dépend de la qualité de l'eau, du pH , des températures (différentes entre été et hiver), des matières organiques, et de la concentration en ammoniacale. Dans la section 1.5, nous nous focaliserons davantage sur l'aspect physico-chimique de la désinfection, et en particulière sur la chloration de l'eau [9].

I.7.5. Affinage

Le traitement final traite de la mise à l'équilibre calco-carbonique. L'eau suit un cycle naturel dans lequel les éléments chimiques qu'elle contient évoluent [11]. L'eau de pluie contient naturellement du dioxyde de carbone

(CO_2). Quand celle-ci traverse les couches d'humus, riches en acides, elle peut s'enrichir fortement en CO_2 . Lors de sa pénétration dans un sol calcaire, c'est-à-dire riche en carbonate de calcium ($CaCO_3$), elle se charge en calcium +

2 $CaOet$ en ions bicarbonates –

3 HCO . En fait, le calcium est dissous par l'eau chargée en CO_2 . On dit qu'elle est entartrante ou incrustante. En revanche, quand l'eau de pluie traverse une roche pauvre en calcium (région granitique), elle reste très chargée en CO_2 dissous.

Cette eau est, en générale, acide. On dit qu'elle est agressive.

Il y a typiquement deux problèmes distincts : corriger une eau agressive et corriger une eau incrustante. La correction d'une eau agressive peut s'effectuer de plusieurs façons. Premièrement, on peut éliminer le CO_2 par aération. Du fait de l'élimination du CO_2 , le pH augmente et se rapproche du pH d'équilibre. Deuxièmement, on peut ajouter une base à l'eau.

L'ajout de base permet d'augmenter le pH et d'atteindre le pH d'équilibre. La correction d'une eau incrustante peut se faire soit par traitement direct soit en réduisant le potentiel d'entartrage par décarbonatation. Le traitement direct correspond à un ajout d'acide [9].

I.8. les capteurs

Le contrôle permanent et automatique des processus de traitement implique la mesure d'un certain nombre de paramètres à l'aide de capteurs en continu. Ceux-ci peuvent se classer en deux grandes familles : les paramètres usuels et les paramètres spécifiques de l'eau.

Les paramètres usuels sont principalement les débits, les niveaux de liquides ou de solides, les pressions, les températures. Dans toute installation de traitement d'eau la connaissance du débit est impérative. De plus, le traitement d'une eau conduit à lui ajouter un certain nombre de réactifs. Ceux-ci sont généralement stockés soit sous forme liquide dans des bâches, soit sous forme pulvérulente dans des silos. La mesure des débits et des niveaux de produits dans ces unités de stockages permet de connaître à chaque instant l'autonomie prévisionnelle de l'installation et d'établir un planning de livraison des produits. Ces mesures de niveaux s'appliquent également aux différents réservoirs de stockage (eau traitée, boue, etc.). Dans ces installations, les mesures de pression sont également nombreuses : au refoulement des pompes, dans les filtres, les dégazeurs, etc. La bonne conduite d'une installation de filtration nécessite la connaissance permanente du degré de colmatage des lits filtrants qui est généralement donné par une mesure de pression différentielle, ou simplement de pression, dans le cas d'un filtre ouvert à niveau constant. La mesure de température est essentielle, elle est souvent utile sur les réacteurs biologiques, et quelquefois en coagulation-floculation d'eau froide.

La mesure en continu d'un certain nombre de paramètres spécifiques permet de libérer l'opérateur de l'astreinte d'analyse de routine et d'optimiser les traitements en réduisant les temps de réponse. Elle porte principalement sur la turbidité, la conductivité, le pH et la concentration de certains corps dissous. La turbidité est la réduction de la transparence d'un liquide due à la présence de matières en suspension non dissoutes. Elle permet de connaître le degré de pollution physique des eaux à traiter ainsi que la qualité d'une eau livrée à la consommation humaine. Des corrélations sont souvent établies entre turbidité, matières en suspension et couleur. La mesure de la conductivité ou de son inverse, la résistivité, est impérative pour le contrôle des eaux de très haute pureté. La mesure en continu du pH d'une eau, pratiquée à de nombreux stades du traitement, est en particulier utilisable pour le contrôle de la coagulation-floculation, de la désinfection, etc. La mesure en continu de l'oxygène

dissous permet de contrôler le maintien en fonctionnement aérobie dans les installations d'épuration par voie biologique, ainsi que les conditions nécessaires à la vie aquatique dans les eaux de surface. La mesure de l'alcalinité et de la dureté de l'eau permet, par le maintien de ces paramètres en deçà de certaines limites, de rester à l'équilibre calco-carbonique de l'eau et donc d'éviter les phénomènes d'entartrage ou de corrosion des canalisations. Le contrôle habituel de la désinfection se fait par la mesure de la quantité résiduelle de l'agent désinfectant : chlore, ozone, etc... [8].

I.8.1. Mesure des paramètres physico-chimiques

On peut distinguer deux types paramètres qui sont :

I.8.1.1. Mesure des paramètres usuels

On peut citer quelques paramètres usuels qui sont essentiellement les débits, les niveaux de liquide ou de solide, la pression, et la température.

I.8.1.2. Mesure des paramètres spécifiques

Dans les appareils utilisés pour la mesure des paramètres spécifiques de l'eau, les différentes méthodes d'analyse sont mises en œuvre de façon automatique, en particulier : la néphélométrie (mesure de turbidité), la mesure de résistivité ou de conductivité, la potentiomètre (mesure de pH), l'ampèremètre (mesure de concentration en agent oxydant, chlore, ozone), la photolorimétrie et la titrimétrie (mesure de la concentration de certaines substances dissoutes dans l'eau) [12]. On peut classer ces différents appareils en deux grandes catégories : celle des capteurs physiques et celle des analyseurs chimiques qui réalisent, préalablement à toute mesure, une ou plusieurs réactions chimiques.

I.8.1.2.1. Capteurs physiques

Mesure de la turbidité : la mesure de turbidité de l'eau correspond à une mesure optique des particules en suspension dans l'eau qui lui donnent un aspect trouble. L'unité employée est appelée unité néphélométrique de turbidité (NTU). Les particules sont d'origines diverses : Argiles, limons, organismes microscopiques, dépôts dans les canalisations, corrosion... Les risques sanitaires peuvent être liés à la présence de ces particules car elles permettent aux bactéries et aux virus de se fixer et d'être ainsi protégés de l'action des désinfectants. L'amélioration peut être obtenue par filtration ou coagulation. La prise d'eau s'effectuant dans une nappe peu profonde, donc sur une eau peu filtrée naturellement, la turbidité de l'eau peut varier selon les pluies (et aussi selon les travaux effectués sur le réseau). Elle est la

plupart du temps comprise entre 0.1 et 0.3, mais souvent dépasse ces valeurs limites. En France par exemple elle est égale à 2 ; la valeur maximale admissible européenne est de 4.

Donc, le turbidimètre mesure la quantité de lumière diffusée par un échantillon d'eau brute du fait de la présence de particules dans l'eau. Cette valeur est directement proportionnelle à la turbidité de l'échantillon mesuré. Un faisceau lumineux vient toucher la surface sous une incidence telle que ni lui-même ni le faisceau réfléchi ne peut impressionner une cellule photorésistante placée sensiblement perpendiculairement au faisceau incident. Par contre, la lumière diffusée par les particules en suspension vient modifier d'autant plus l'éclairement de la cellule que leur nombre est élevé, ce qui permet d'obtenir la mesure de la turbidité de cette eau.

Mesure de la conductivité : le principe mis en œuvre pour la mesure de la conductivité, et de son inverse la résistivité, est simple puisqu'il consiste à mesurer l'intensité du courant électrique recueilli aux bornes de deux électrodes de géométries connues, plongées dans l'eau et soumises à une différence de potentiel alternatif, dont la fréquence doit être d'autant plus élevée que la concentration en acides, sels ou bases dissous est grande, pour éviter les phénomènes de polarisation. La résistivité d'une eau étant fonction du degré de dissociation des molécules dissoutes, la plupart des appareils comportent une compensation automatique de température pour ramener la valeur de la mesure à une température de référence donnée.

Mesure de pH : industriellement, la mesure du pH se fait toujours par potentiométrie à l'aide de deux électrodes : une électrode de référence et une électrode de mesure. L'électrode de référence est plongée dans une solution de concentration constante en ions hydrogène. Une cloison, laissant passer le courant électrique, sépare la solution de référence de celle dont on veut mesurer le pH et dans laquelle est plongée l'électrode de mesure. Une tension, fonction linéaire de la concentration en ions hydrogène de la solution, apparaît alors aux bornes des électrodes. Il suffit donc de relier ces bornes à un voltmètre pour connaître la valeur du pH. En pratique, les électrodes sont réunies pour former une sonde.

Mesure d'oxygène dissous : l'ampèremètre est utilisé industriellement en traitement des eaux pour la mesure en continu de la concentration en agents oxydants et met en œuvre une méthode simplifiée d'analyse par ampérométrie. La cellule de mesure, qui est alimentée à débit constant en eau à analyser, comporte une cathode inattaquable, par exemple en platine, et une anode qui peut-être en cuivre, en cadmium, en argent, etc. en l'absence d'agent oxydant, la pile ainsi formée est polarisée que par un courant très faible. Sa dépolarisation et, par conséquent, l'intensité du courant qu'elle débite sont sensiblement

proportionnelles à la concentration de l'agent oxydant qui vient se réduire à la cathode. On mesure ainsi la concentration en chlore, ozone, oxygène d'une eau. L'inconvénient de ces appareils réside dans le fait qu'ils mesurent la somme des agents oxydants et qu'ils ne peuvent être vraiment utilisés que dans le cas où un seul corps se trouve en solution à concentration variable. L'effet d'un autre corps, éventuellement présent à concentration constante, peut être annulé par action sur le zéro de l'appareil [5].

I.8.2. Qualité des capteurs

Nous allons maintenant aborder les problèmes liés à la qualité et à l'utilisation en continu de ces différents capteurs. En effet, pour que le fonctionnement de l'ensemble d'une boucle de mesure soit correct, il est essentiel de s'assurer de la compatibilité de chacun des instruments de la boucle et en particulier du capteur. L'information ainsi délivrée, surtout si elle est utilisée dans une régulation automatique ou comme entrée d'un modèle, doit être la plus représentative possible de la valeur vraie du paramètre mesuré et être très fiable [8].

I.8.2.1. Sensibilité, précision, gamme de mesure

De nombreux facteurs conditionnent l'écart entre la valeur du paramètre mesuré et l'information délivrée. Le premier facteur est la précision du capteur. Celle-ci, exprimée en pourcentage, est le quotient de l'incertitude de la valeur obtenue par l'étendue de mesure pour des conditions de mesure données. La précision du capteur est fonction du processus de mesure mais aussi des corrections annexes qui y sont apportées. Une bonne précision finale dépend d'une bonne corrélation entre une caractéristique ou un phénomène annexe, pouvant être mesuré avec une bonne précision, et le phénomène à mesurer. Un autre facteur peut être l'existence d'erreurs systématiques dues à un étalonnage incorrect ou trop peu fréquent du capteur. Les erreurs accidentelles peuvent également être causées par des signaux parasites, ou des absences de correction de température, de pression, etc. La sensibilité initiale d'un appareil de mesure est un autre facteur à prendre en compte. Celle-ci est la valeur minimum du paramètre à mesurer en dessous duquel l'appareil ne réagit pas. La sensibilité en fonctionnement est la plus petite variation du paramètre mesuré décelable par la mesure. Elle n'est pas nécessairement constante dans toute la gamme de mesure. Il faut enfin tenir compte de la gamme de mesure du capteur, qui correspond aux valeurs de seuils au-delà desquels la précision et la sensibilité du capteur se dégradent [8].

I.8.2.2. Fiabilité, environnement et dérive

La fiabilité est définie comme la capacité du capteur à fonctionner correctement, c'est-à-dire à fournir des données avec la précision annoncée. Elle dépend naturellement de la qualité de conception du matériel qui doit être robuste et avoir été entretenu conformément aux spécifications du constructeur. Mais elle dépend également de son adaptation à l'environnement dans lequel il va se trouver. Les contraintes des capteurs concernant la gestion de l'eau sont principalement l'humidité et la nature de l'eau. L'humidité peut provoquer de la condensation dans les boîtiers du matériel. Ceux-ci doivent être étanches, des submersions étant toujours possibles, et doivent comporter des dispositifs éliminant la condensation. Cette atmosphère humide peut également provoquer des courts circuits au niveau des câbles de jonction ou d'alimentation. La nature de l'eau, notamment celle des rivières, peut perturber les capteurs immergés avec des dépôts en en modifiant les réactions. C'est en particulier le cas de nombreuses sondes dont le nettoyage doit être effectué très régulièrement car ces dépôts provoquent une dérive du capteur. C'est le principal défaut de ce type de capteur dont la surveillance doit être constante, les dispositifs de nettoyage automatique sous forme de brosses ou de rétro-lavage de la sonde n'étant pas toujours efficaces.

C'est l'une des raisons pour lesquelles certains de ces capteurs opèrent à partir de bacs extérieurs auxquels on amène l'eau à analyser, notamment dans les stations d'analyse ou d'alerte en rivière. Le problème est alors celui de la prise d'eau, de l'entretien de la crépine d'aspiration et de la bonne représentativité de l'eau dans le bac.

En conclusion, pour tirer pleinement parti des avantages des capteurs de mesure et de l'instrumentation associée, il est indispensable d'accepter certaines contraintes telles que le nettoyage des sondes de mesures, l'étalonnage régulier, etc. Malgré ces précautions, certains facteurs peuvent encore perturber l'information délivrée par les capteurs. Il sera donc indispensable d'avoir une phase de validation de ces informations avant toute utilisation dans une boucle de régulation ou en entrée [8].

I.9. Méthodes des surveillance

Les méthodes de surveillance industrielle telle qu'elles sont présentées dans ce paragraphe sont illustrées sur la figure I.3. L'existence d'un modèle formel ou mathématique de l'équipement détermine la méthode de surveillance utilisée. La surveillance avec modèle se compose essentiellement de deux techniques : méthodes de redondance physique et analytique et méthodes d'estimation paramétrique. D'un autre côté, les méthodes qui ne se basent pas sur

l'existence du modèle se divisent en deux catégories : méthodes utilisant des outils statistiques et méthodes de reconnaissance des formes. Les outils statistiques établissent des tests sur les signaux d'acquisition. Ces tests ne sont capables d'assurer que la fonction détection de défaillances. Par contre, les techniques de surveillance par reconnaissance des formes sont plus élaborées par rapport aux simplestests statistiques et sont capables de détecter et de diagnostiquer les défaillances [12].

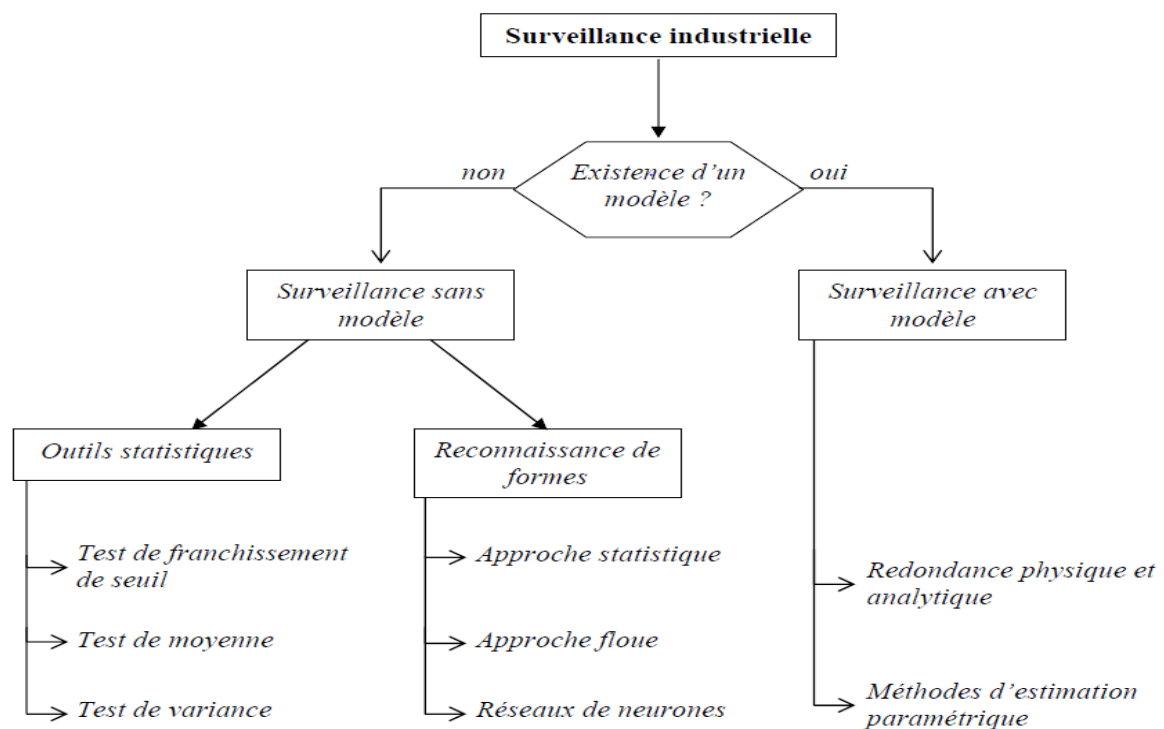


Figure I.3. Classifications des méthodologies de surveillance industrielle.

I.9.1. Méthodes de surveillance avec modèles

Les méthodes de surveillance avec modèle ont pour principe de comparer les mesures effectuées sur le système aux informations fournies par le modèle [13]. Tout écart est alors synonyme d'une défaillance. Les outils de la théorie de la décision sont ensuite utilisés pour déterminer si cet écart est dû à des aléas normaux comme, par exemple, le bruit de mesure ou s'il traduit une défaillance du système. Ces méthodes peuvent être séparées en deux techniques : techniques de redondance physique et analytique et techniques d'estimation paramétrique. Ces deux techniques seront présentées brièvement. Toutefois, pour plus de détails, nous renvoyons le lecteur aux références suivantes :

I.9.1.1. Redondances physiques et analytiques

a) Redondances physiques

Afin de fiabiliser la détection des défaillances à partir des signaux mesurés, il faut un moyen pour distinguer les défaillances capteurs des défaillances système. La méthode la plus simple consiste à utiliser la redondance physique. Il s'agit de doubler ou tripler des composantes de mesure du système. Si ces composantes identiques placées dans le même environnement émettent des signaux identiques, on considère que ces composants sont dans un état de fonctionnement nominal et, dans le cas contraire, on considère qu'une défaillance capteur s'est produite dans au moins une des composantes [14]. Cette méthode par redondance physique a l'avantage d'être conceptuellement simple mais est coûteuse à être mise en œuvre et conduit à des installations encombrantes. Elle est, par conséquent, utilisée uniquement pour la surveillance des sous-ensembles critiques d'un système. Un autre inconvénient est que les composantes identiques fabriquées dans la même série peuvent se dégrader de la même façon et tomber en panne en même temps. Pour pallier ce dernier inconvénient, on peut utiliser des composantes différentes qui remplissent la même fonction.

b) Redondances analytiques

Les méthodes de redondance analytique nécessitent un modèle du système à surveiller. Ce modèle comprend un certain nombre de paramètres dont les valeurs sont supposées connues lors du fonctionnement nominal. Dans la mesure où la surveillance est établie à partir des mesures échantillonnées des grandeurs observables du système, la modélisation de ce dernier sous forme discrète semble être raisonnable. Le but des méthodes de redondance analytique est d'estimer l'état du système afin de le comparer à son état réel. L'estimation de l'état du système peut être réalisée soit à l'aide de techniques d'estimation d'état, soit par obtention de relations de redondance analytique. La théorie de la décision est ensuite utilisée pour déterminer si l'écart observé est dû à des aléas normaux du fonctionnement ou à des défaillances [12].

I.9.1.2. Méthodes d'estimation paramétrique

Les méthodes d'estimation paramétrique supposent l'existence d'un modèle paramétrique décrivant le comportement du système et que les valeurs de ces paramètres en fonctionnement nominal soient connues. Elles consistent alors à identifier les paramètres caractérisant le fonctionnement réel, à partir de mesures des entrées et des sorties du système [15].

On dispose ainsi d'une estimation des paramètres du modèle, effectuée à partir des mesures prises sur le système et de leurs valeurs théoriques. Pour détecter l'apparition de défaillances dans le système, il faut effectuer la comparaison entre les paramètres estimés et les paramètres théoriques. Comme pour les méthodes de redondance analytique, la théorie de la décision sert alors à déterminer si l'écart observé est dû à des aléas normaux du fonctionnement ou à des défaillances. La différence entre les méthodes de redondance analytique et les méthodes d'estimation paramétrique est qu'on effectue, pour les premières, la comparaison entre l'état estimé et l'état théorique du système, alors que pour les secondes, on compare les paramètres estimés aux paramètres théoriques du système.

Les méthodes d'estimation paramétrique requièrent donc l'élaboration d'un modèle dynamique précis du système à surveiller. Ceci restreint leur utilisation à des procédés bien définis. Nous pouvons citer à titre d'exemple les travaux réalisés par [16] qui se basent exactement sur la technique d'estimation paramétrique. Un réseau de neurones sert à estimer les paramètres physiques d'une machine-outil à partir de la mesure du courant, tension et vitesse de rotation de l'axe de la machine-outil. Les valeurs estimées sont utilisées comme base pour la détection et le diagnostic des défaillances.

I.9.2. Méthode de surveillance sans modèle

Pour plusieurs applications industrielles le modèle de procédé est difficile à construire. Une large quantité de données enregistrées sur le fonctionnement du système (normal et au cours de défaillance) est nécessaire. Deux méthodes existent dans ce cas : surveillance avec des outils statistiques de traitement du signal, et surveillance par des méthodes à partir de données historiques.

I.9.2.1. Surveillance utilisant des outils statistiques de traitement du signal :

Cette technique de surveillance suppose que les signaux provenant de la chaîne de mesure possèdent certaines propriétés statistiques. Ces propriétés sont identifiées par des tests qui permettent de vérifier si elles sont présentes dans un échantillon des signaux mesurés prélevés en mode de fonctionnement normal. Parmi les plus importants, on trouve : le test de franchissement de seuil et les tests de moyenne et de variance [17, 18].

I.9.2.2. Surveillance par des méthodes à partir de données historiques :

Ces méthodes s'appuient largement sur les techniques de l'Intelligence Artificielle qui permettent de pallier la complexité des systèmes à diagnostiquer. Généralement, l'Intelligence Artificielle est relativement bien adaptée aux problèmes de diagnostic. Une première

approche consiste à considérer la surveillance par reconnaissance de formes suivant une approche probabiliste, une approche floue ou une approche neuronale [19]. Globalement, ces méthodes seront regroupées sous l'expression : "Méthodes à partir de données historiques ou Méthodes d'Intelligence Artificielle". Cette classe comporte trois modèles : les méthodes à base de modèles comportementaux, les méthodes de reconnaissance de formes et les méthodes à base de modèles explicatifs.

I.9.2.3. Les méthodes à base de modèles comportementaux :

Ces méthodes consistent à simuler le comportement du système à partir d'une modélisation de son comportement. Le plus souvent il s'agit de modèles "de bon fonctionnement" qui, contrairement aux modèles numériques, ne sont pas basés sur la physique du système mais sur une considération en termes de mode de fonctionnement. Ces méthodes regroupent deux principales familles : les réseaux de Petri et les automates d'états finis, qui seront caractérisées par les termes de modélisation/simulation [20].

I.9.2.4. Les méthodes de reconnaissance de formes :

ces méthodes regroupent les modèles associatifs et les méthodes de reconnaissance dans le sens où elles sont caractérisées par les termes apprentissage et reconnaissance qui s'appliquent aussi bien aux systèmes de reconnaissance de formes qu'aux systèmes à base de règles tels que les systèmes experts. Dans ces méthodes, on retrouve principalement des outils tels que les méthodes statistiques de reconnaissance de formes, les réseaux neuronaux, SVM, Analyse en Composantes Principales (ACP), logique floue, les réseaux neuro-flous, les systèmes experts et le raisonnement à partir de cas (RàPC). Les mots clés qui caractérisent le mieux ces approches sont : apprentissage/reconnaissance [20].

I.9.2.5. Les méthodes à base de modèles explicatifs :

Ces méthodes sont basées sur la formulation des relations entre les défaillances, leurs causes et leurs effets observables. Ces méthodes consistent à trouver la cause d'une défaillance à partir de ses symptômes observables. Parmi ces méthodes, on trouve les outils tels que : les graphes de fluence, les graphes causaux, les graphes contextuels, les réseaux de Petri et la logique floue [14]. Le mot clé associé est l'analyse causale [20].

I.9.3. Surveillance par reconnaissance de formes

L'approche de surveillance par reconnaissance de formes (ou par analyse des données), permet d'associer un ensemble de mesures effectuées sur le système à des états de

fonctionnement connu. Cette fonction permet d'avoir une relation d'un espace de caractéristiques vers un espace de décision de façon à minimiser le risque de mauvaise classification. Les techniques de reconnaissance de formes sont nombreuses et pour certaines, les résultats sont globalement satisfaisants. Ces méthodes supposent qu'aucun modèle n'est disponible. Cependant, elles effectuent les opérations de perception, de classification et de prédiction. Ces méthodes sont basées sur les théories des probabilités et de l'Intelligence Artificielle. La première peut se montrer insuffisante car elle suppose une connaissance a priori de tous les états de fonctionnement et ne prend pas en compte l'évolution du système. La seconde a l'avantage de se baser plutôt sur une phase dite d'apprentissage. Parmi les techniques proposées, on trouve en particulier, les réseaux de neurones artificiels (RNA) et réseaux neuro-flous. La figure I.4 montre l'architecture générale qu'on peut imaginer d'une application de surveillance par reconnaissance de formes. L'expert humain joue un rôle primordial dans ce type d'applications. Toute la phase d'apprentissage supervisée dépend de son analyse des états du système où chaque état est caractérisé par un ensemble de données (formes d'entrée) recueillies sur le système. Après cette phase d'apprentissage, l'algorithme utilisé associera les classes correspondantes représentant ainsi les sorties du système aux formes d'entrée présentées. Ces techniques s'apprentent parfaitement pour une éventuelle mise au point de systèmes de surveillance capables de s'adapter à d'éventuelles extensions et reconfigurations multiples [1].

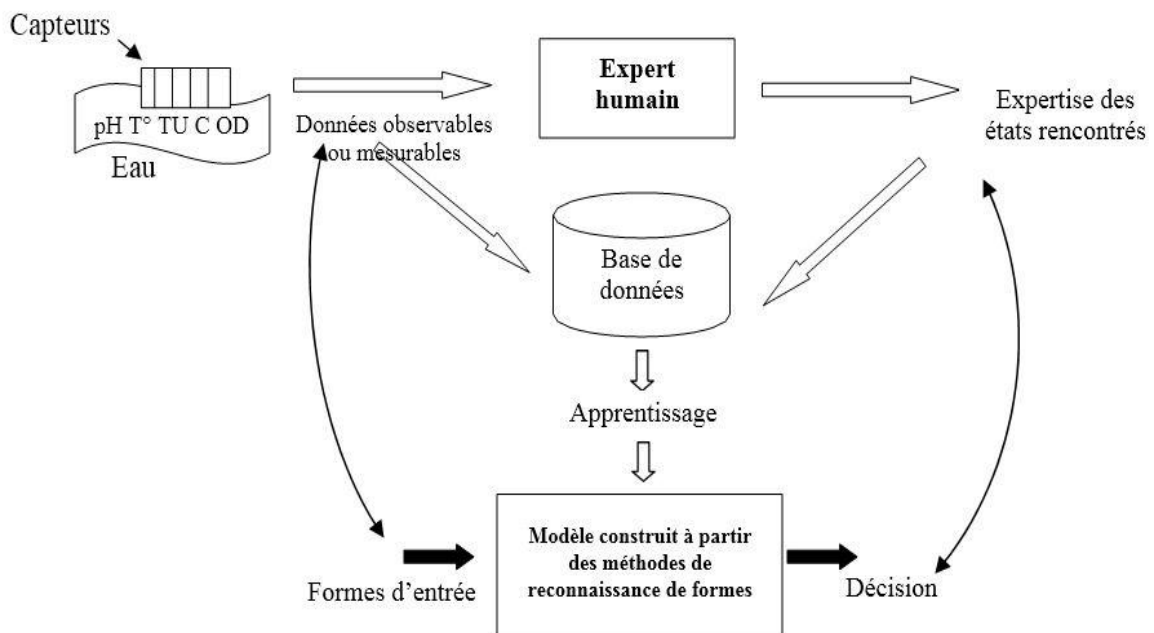


Figure I.4. Schéma général du système de surveillance par reconnaissance de formes.

I.10. Conclusion

Ce premier chapitre a servi d'introduction au domaine de contrôle et de surveillance des eaux propres. Les différentes étapes d'une chaîne de traitement sont présentées. Les paramètres ainsi que les capteurs physico-chimiques utilisés comme source d'information ayant trait à la qualité de l'eau ont été particulièrement décrits. De même, les différentes techniques existant actuellement dans le domaine du contrôle et de surveillance des eaux potables ont été aussi évoquées. Il est d'ores et déjà apparu qu'un contrôle automatique et permanent basé sur les paramètres descripteurs de l'eau, peut présenter une solution très intéressante.

Le chapitre suivant fera l'objet d'une mise en œuvre théorique des techniques proposées basées sur l'apprentissage statistique et appliquées sur des données multi-sensorielles. L'objectif, rappelons-le encore une fois, est l'application de ces techniques comme étant une solution dans la surveillance de la qualité de l'eau par reconnaissance de formes.

CHAPITRE II

LES RESEAUX NEURO-FLOUS

II.1. Introduction

Les réseaux Neuro-Flous permettent de combiner les avantages de deux techniques complémentaires. Les systèmes flous fournissent une bonne représentation des connaissances. L'intégration de réseaux de neurones au sein de ces systèmes améliore leurs performances grâce à la capacité d'apprentissage de réseaux de neurones. Inversement, l'injection des règles floues dans les réseaux de neurones, souvent critiques pour leur manque de lisibilité, clarifie la signification des paramètres du réseau et facilite leur initialisation, ce qui représente un gain de temps de calcul considérable pour leur identification.

De nombreux types de systèmes Neuro-flous ont été définis et développés ces dernières années, loin d'être uniformisés, et parfois équivoques et confus.

Afin de clarifier les définitions, nous proposons dans ce chapitre une représentation brève de quelques types de systèmes Neuro-flous et une présentation plus détaillée de L'ANFIS.

II.2. Les réseaux neuro-flous

La logique floue et les réseaux de neurones artificiels sont des technologies complémentaires. Ces techniques ont chacune leurs forces et leurs faiblesses. La combinaison de ces deux approches dans un système intégré semble plus prometteuse pour le développement des systèmes intelligents. [21].

Table II.1. Comparaison entre la logique floue et les réseaux de neurones

Réseaux de neurones	Logique floue
Avantage	
-Capacité d'apprentissage -Capacité de généralisation -Robustesse	-Représentation des connaissances incertaines -Facilité d'interaction -Facilité d'interprétation des résultats -Facilité d'extension de la base de connaissance
Inconvénient	
-Boîte noire (manque d'interprétabilité) -Difficulté de déterminer le nombre de Couche/neurones	-Incapacité de généralisation -Dépend de l'exigence d'un expert pour déterminer les règles d'inférence

Afin de résumer l'apport des approches neuro-floues, la table II.1 regroupe les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones et de la logique floue. Cette table montre clairement que la combinaison de ces deux techniques permet de tirer profit des avantages de chacun des deux approches. D'une côté, les réseaux de neurones peuvent

améliorer leur transparence, ce qui les rend plus proche des systèmes flous. D'un autre côté, les systèmes flous s'auto-adaptent (réglage automatiques des paramètres), ce qui les rendra plus proche des réseaux connexionnistes [22].

Les systèmes neuro-flous ont suscité l'intérêt croissant des chercheurs dans les domaines scientifiques et d'ingénierie [22],[23]. En particulier, les systèmes neuro-flous hybride semblent avoir un intérêt croissant dans le domaine de reconnaissance des formes [21],[24].

II.3. Définition du système Neuro-Flou

Une définition des systèmes neuro-flous (NF) est donnée dans et reprise dans [25] selon laquelle : les systèmes neuro-flous sont des systèmes flous formés par un algorithme d'apprentissage inspiré des réseaux de neurones. La technique d'apprentissage opère en fonction de l'information locale et produit uniquement des changements locaux dans le système flou d'origine. Les règles floues codées dans le système neuro-flou représentent les échantillons imprécis et peuvent être vues en tant que prototype imprécis des données d'apprentissage (figure II.1). Un système neuro-flou ne devrait par contre pas être vu comme un système expert (flou), et il n'a rien à voir avec la logique floue dans le sens stricte du terme. On peut aussi noter que les systèmes neuro-flous peuvent être utilisés comme des approximations universelles. [26]

Les développements actuels sur ce type de problématique montrent que les performances des NF dépassent celles d'autres méthodes aussi bien en termes de précision des résultats que d'efficacité d'apprentissage [27].

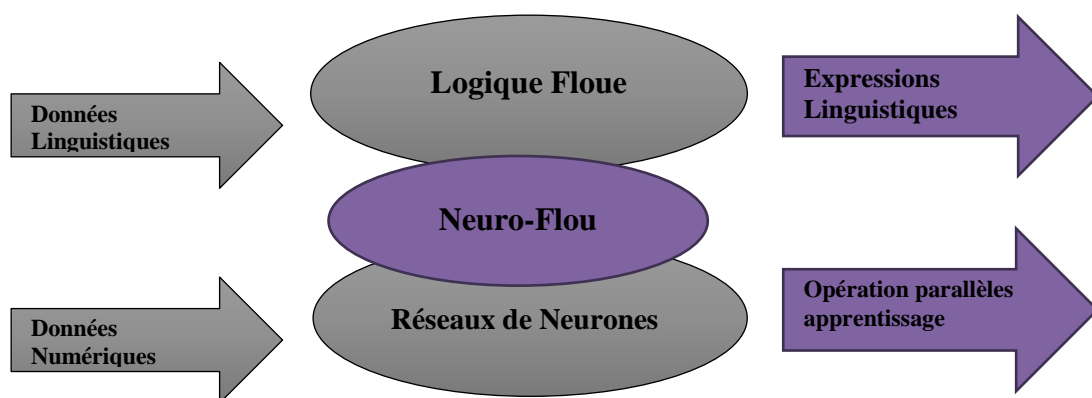


Figure II.1. : Représentation d'un système neuro-flou.

Généralement, les réseaux neuro-flous remplacent les différentes couches cachées des réseaux de neurones par des règles floues (i.e. règles linguistiques). Ils utilisent ensuite des algorithmes d'apprentissage pour définir et optimiser ces paramètres. De plus, les règles d'un système neuro-flou sont transparentes, ce qui permet la validation et la manipulation par un expert. Enfin, les systèmes NF sont très prometteurs dans les cas où les données disponibles sont limitées [28].

II.4. Les réseaux adaptatifs

Comme son nom implique, un réseau adaptatif est une structure de réseau dont le comportement global d'entrée-sortie est déterminé par les valeurs de la collection des paramètres modifiables. Plus spécifiquement, la configuration d'un réseau adaptatif se compose d'un ensemble de nœuds reliés par des liens orientés, où chaque nœud est un processus unitaire qui remplit une fonction statique sur ses signaux d'entrées pour générer un signal unique à la sortie de nœud et chaque nœud spécifie la direction de l'écoulement de signal d'un nœud à l'autre. Habituellement une fonction de nœud est fonction paramètre avec des paramètres modifiables, en changeant la fonction de nœud en plus de le comportement global de réseau additif. [28]

Dans le cas le plus générale, un réseau adaptatif est hétérogène et chaque nœud peut avoir une fonction différente des autres nœuds. Également il faut se rappeler que chaque lien dans un réseau adaptatif sont juste employés pour indiquer la direction de propagation de signal de sortie d'un nœud : généralement il n'y a aucun poids ou paramètre lié aux liens.

II.5. Architecture des systèmes neuro-flous

Diverses associations de ces deux méthodes (réseaux de neurones, logique floue) ont été développées depuis 1998 à nos jours et sont le plus souvent orientées vers la commande de systèmes complexes et les problèmes de classification. Il existe quatre grandes catégories ces combinaisons des réseaux de neurones avec la logique floue [25] : réseaux flou neuronal, système neuronal/flou simultanément, modèles neuro-flous coopératifs et modèles neuro-flous hybrides [25]. Ces techniques floues sont utilisées pour augmenter les possibilités d'apprentissage ou l'exécution d'un réseau neuronal.

II.5.1. Système neuronal/flou simultanément

Le réseau neuronal et le système flou fonctionnent ensemble sur la même tâche, mais sans s'influencer. Habituellement le réseau neuronal traite les entrées, ou post-traite les sorties du système flou (figure II.2)

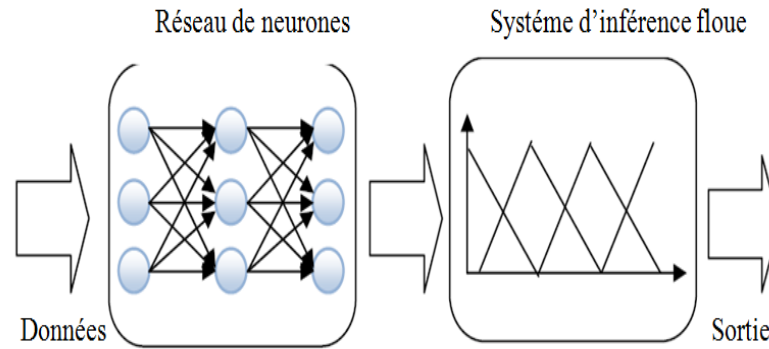


Figure II.2. : Exemple d'association en série d'un réseau de neurone et d'un système flou.

II.5.2 Modèles neuro-flous coopératifs

Le réseau neuronal est employé pour déterminer les paramètres (les règles et les ensembles flous) d'un système flou. Après la phase d'apprentissage, le système flou fonctionne sans le réseau neuronal. C'est une forme simple des systèmes neuro-flous.

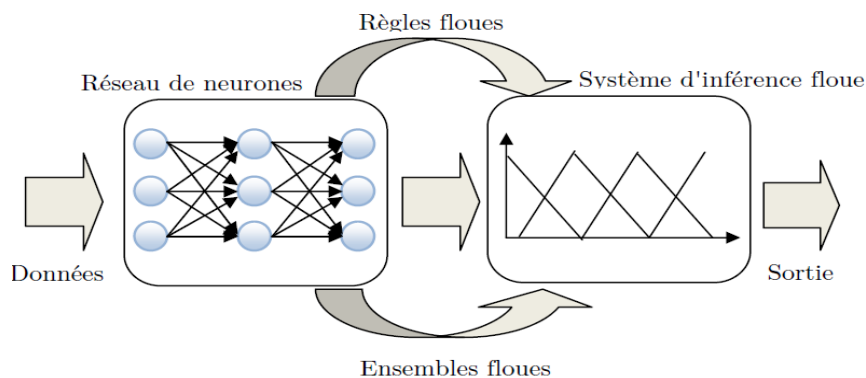


Figure II.3. : Exemple d'association en parallèle d'un réseau de neurone et d'un système flou.

II.5.3. Modèles neuro-flous hybrides

Le réseau neuronal et le système flou sont combinés dans une architecture homogène. Il peut être interprété comme un réseau neuronal spécial avec des paramètres flous ou comme un système flou mise en application sous une forme distribuée et parallèle. Plusieurs architectures mettant en œuvre cette approche hybride, sont décrites dans la littérature [26]. Parmi ces architectures les plus utilisées on peut citer l'architecture ANFIS.

II.6. Types des contrôleurs flous

Un contrôleur flou est un système d'inférence flou employé dans la technique d'automatisation. Son but est de trouver une valeur numérique à appliquer au système à partir d'un jeu de variable physique. Les principaux types de contrôleurs qui ont été développés

portent le nom des chercheurs qui les ont proposées, il s'agit du contrôleur de Mamdani et du contrôleur de Sugeno. Pour exposer le principe de fonctionnement de chacun d'eux, nous considérons l'exemple d'une base de règles de la forme [29] :

Règle i : si x_1 est A_i et x_2 est B_i Alors y est C_i

Où A_i, B_i et C_i sont des sous-ensembles flous.

II.6.1. Méthode de Mamdani

Pour exposer le principe de fonctionnement de cette méthode, on considère l'exemple d'une base de règles de la forme [30] :

Règle i : si x_1 est A_i et x_2 est B_i Alors y est C_i

Où A_i, B_i et C_i sont des sous-ensembles flous.

La méthode de Mamdani est historiquement la première à avoir été proposée, elle repose sur le raisonnement suivant [31] :

-Calcul de la valeur de vérité de chaque règle :

$$\alpha_i(x) = \text{Min}(U_{A_i}(x_1), U_{B_i}(x_2)) \quad (\text{II.1})$$

-Calcul de la contribution de chaque règle :

$$\alpha(y) = \text{Min}(\alpha_i(x), U_{C_i}(y)) \quad (\text{II.2})$$

-L'agrégation des règles :

$$\alpha(y) = \text{Max}(\alpha_i(y)) \quad (\text{II.3})$$

-La défuzzification pour obtenir une conclusion « nette ».

II.6.2. Méthode de Takagi-Sugeno

Cette méthode a été proposée par Takagi-Sugeno, [32],[33], elle se caractérise par une sortie des règles non floues. A chaque règle, nous associons une sortie définie sous forme numérique comme étant une combinaison linéaire des entrées. Les règles utilisées d'ordre zéro sont du type :

Règle i : si x_1 est A_i et x_2 est B_i Alors $y = C_i$

Où les valeurs C_i sont des valeurs réelles (non floues). Cette méthode se base sur le raisonnement suivant :

-Calcul de la valeur de vérité de chaque règle :

$$\alpha_i = ET((x_1 \text{ est } A_i), (x_2 \text{ est } B_i)) \quad (\text{II.4})$$

-La conclusion de la règle i se calcul : $\alpha_i C_i$

-Calcul de la sortie du SIF :

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i C_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i} \quad (\text{II.5})$$

Les valeurs de α_i représentent ici le degré de vérité de chaque règle. Les SIF de type Sugeno permettent une meilleure représentation des fonctions numériques et des mécanismes d'inférence plus rapides.

II.6.3. Comparaison des méthodes Mamdani et Takagi-Sugeno [34]

Voici quelques considération finales sur les deux méthodes différentes:

➤ **Les avantages de la méthode Mamdani :**

- Elle est intuitive.
- Elle est largement utilisée.
- Elle simule le raisonnement humain.

➤ **Les avantages de la méthode Takagi-Sugeno :**

- Très efficace du point de vue calcul.
- Elle fonctionne bien avec les techniques linéaires, l'optimisation et les techniques dites adaptatives.
- Enfin, elle privilégie l'analyse mathématique.

II.7. Les fonctions d'appartenances

Les fonction d'appartenances présentées ci-dessus peuvent être exprimées par les expressions suivantes [32],[35] :

• **Triangulaire :**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{a-x}{a-b} & \text{si } x \in [a, b] \\ \frac{x-c}{b-c} & \text{si } x \in [b, c] \end{cases} \quad (\text{II.6})$$

• **Trapèze :**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & \text{si } x \in [c, d] \\ 1 & \text{si } x \in [b, c] \\ \frac{x-d}{c-d} & \text{si } x \in [c, d] \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

- **Gaussienne :**

$$\mu_A(x) = \exp\left(-\left(\frac{x-a}{\theta}\right)^2\right) \quad (\text{II.8})$$

- **Singleton :**

$$\mu_A(x) = \begin{cases} m & \text{pour } x = a \\ 0 & \text{pour } x \neq a \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

II.8. ANFIS (Adaptif Neural FuzzyInference System)

Le réseau neuro-flou adaptatif (ANFIS : Adaptif Neural FuzzyInference System) est composé d'un ensemble de neurones connectés entre eux par des connexions directes. Chaque neurone modélise une fonction paramétrée, le changement des valeurs de ses paramètres entraîne le changement de la fonction, de même que la comportement total du réseau adaptatif.

Les nœuds sont de deux types différents selon leur fonctionnalité : des nœuds adaptatifs (carrés) et des nœuds fixes (circulaires) [36]. La conception du modèle ANFIS peut être subdivisée en trois étapes : le développement du modèle, apprentissage du réseau et validation et test du système [37]. D'après [38], [39], ANFIS présente les avantages suivants :

- Raffine les règles floues Si-Alors pour décrire le comportement d'un système complexe.
- Présent un grand choix d'usage des fonctions d'appartenance.
- Temps de convergence rapide.
- Expertise préalable non requise.

Cependant, le modèle ANFIS est couteux en calcul due au problème de la dimension [39]. Autrement l'apprentissage est off-line.

II.8.1. Architecture de l'ANFIS

Dans un ANFIS, les connexions entre neurones sont seulement utilisées pour spécifier le sens de la propagation des stimulations provenant des autres neurones. Pour la structure d'ANFIS est composée de cinq couches, et les règle de type si prémisse alors conséquent. ANFIS est l'un de tous premiers systèmes neuro-flou qui existent. Il est très cité dans la littérature car il a prouvé son efficacité avec son algorithme d'apprentissage simplifié : la méthode de descente de gradient et la méthode des moindres carrés [36].

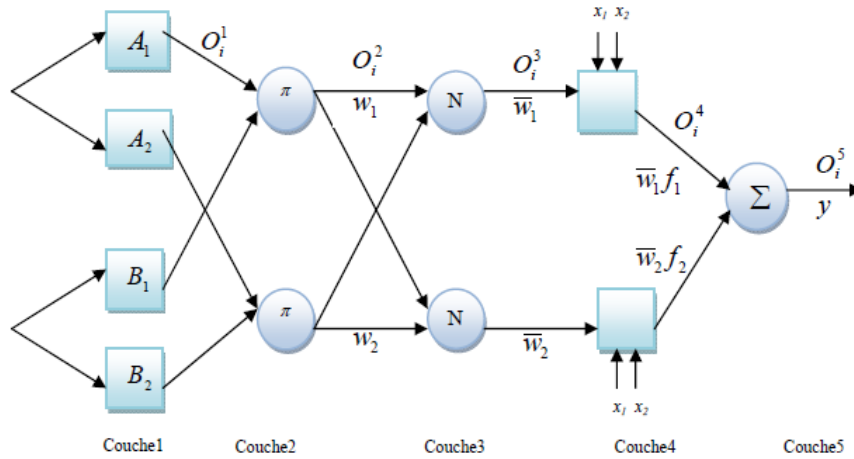


Figure II.4. : Architecture de l'ANFIS

La figure présente l'architecture d'un ANFIS formalisant le raisonnement de Sugeno du premier ordre, à deux entrées et une sortie et une base de règles constituée de deux règle est exprimée par :

$$\text{Règle } i : \text{ si } x \text{ est } A_i \text{ et } y \text{ est } B_i \text{ alors } f_i = p_i + q_i + r_i \quad (\text{II.10})$$

Correspondant à l'architecture d'ANFIS qui se compose de cinq couches.

Couche 1 :

Les neurones adaptatifs $A_i(B_i)$ calculent les degrés d'appartenance, l'ensemble des paramètres caractérise les fonctions $A_i(B_i)$. Les paramètres correspondant sont appelés paramètres de la prémisse $\{a_i, b_i, c_i\}$

$$O_i^1 = U_{A_i}(x) \quad (\text{II.11})$$

Généralement $U_{A_i}(x)$ est choisi sous forme de couche avec son maximum égal à 1 et le minimum égale à 0.

$$U_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[\frac{(x - c_i)^2}{a_i} \right]^b} \quad (\text{II.12})$$

Ou la fonction gaussienne

$$U_{Ai}(x) = \exp \left[- \left(\frac{x-c_i}{a_i} \right)^2 \right] \quad (\text{II.13})$$

Couche 2 :

Les neurones fixes modélisent l'opérateur « ET » et calculent la valeur de vérité de chaque règle.

$$w_i = U_{Ai}(x) \times U_{Bi}(x) \quad (\text{II.14})$$

Couche 3 :

Les neurones N sont des neurones fixes, ils effectuent la normalisation de la valeur de vérité de la règle (poids).

$$\bar{w} = \frac{w_i}{w_1+w_2}, i = 1,2 \quad (\text{II.15})$$

Couche 4 :

Chaque neurone de cette couche est un neurone adaptatif tel que :

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \overline{w_i(p_i x + q_i y + r_i)} \quad (\text{II.16})$$

Les paramètres $\{p_i, q_i, r_i\}$ sont appelés paramètres de la conséquence.

Couche 5 :

Le neurone de la couche 5 est un neurone fixe, à une entrée donnée, il délivre la réponse du réseau donnée par:

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i \quad (\text{II.17})$$

L'architecture ANFIS est une classe de réseaux adaptatifs proposés par [36]. Il peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou.

Tableau II.2: Les différentes couches d'un système ANFIS

Les différentes couches	Type des couches	Le nombre de neurone dans la couche
Couche 0	Les entrées	N
Couche 1	Les valeurs	(p.n)
Couche 2	Les règles	p^n
Couche 3	La normalisation	p^n
Couche 4	Linéarisation des fonctions	p^n
Couche 5	Somme	1

Tel que :

n : le nombre des entrées.

p : le nombre des sous-ensembles flous d'entrée (partition flou).

Notre que les neurones dans ANFIS ont différentes structures:

- Valeurs [fonction d'appartenance définie par différentes formes].
- Règles [habituellement produit].
- Normalisation [division de somme et d'arithmétique].
- Fonctions [régressions linéaires et avec \bar{w} , tel que \bar{w} est la normalisation du poids w].
- La sortie [Somme Algébrique].

II.8.2. Apprentissage de l'ANFIS

L'ajustement des paramètres de l'ANFIS est réalisé lors de la phase d'apprentissage. Cette étape commence par la construction d'un réseau initial, ensuite applique une méthode d'apprentissage par rétro-propagation Jang a proposé d'appliquer une méthode hybride.

L'algorithme d'apprentissage hybride est une association de la méthode de descente de gradient et de la méthode d'estimation des moindres carrés. La méthode de descente de gradient permet d'ajuster les prémisses en fixant les paramètres conséquents alors que la méthode des moindres carrés ajuste les paramètres conséquents en fixant les prémisses [23].

Dans l'architecture ANFIS proposée dans la figure II.4, la sortie globale peuvent être exprimé en tant que des combinaisons linéaires des paramètres conséquents [28]. Avec plus précision, la conclusion (la sortie) sur la figure II.4 peut être récrit comme:

$$f = \frac{w_1}{w_1+w_2} f1 + \frac{w_2}{w_1+w_2} f2 \quad (\text{II.18})$$

$$= (\overline{w_1}x)p_1 + (\overline{w_1}y)q_1 + (\overline{w_1})r_1 + (\overline{w_2}x)p_2 + (\overline{w_2}y)q_2 + (\overline{w_2})r_2$$

La sortie est une fonction linéaire des paramètres conséquences (p, q, r). ANFIS est représentation paramétrique deux ensembles de paramètres : S1 et S2 tel que :

- **S1** représente les paramètres des ensembles flous utilisés pour la fuzzification dans la première couche de système ANFIS.

$$S1 = \{ \{a_{11}, b_{11}, c_{11}\}, \{a_{12}, b_{12}, c_{12}\}, \dots, \{a_{1p}, b_{1p}, c_{1p}\}, \dots, \{a_{np}, b_{np}, c_{np}\} \}$$

Où « p » est le nombre de partition floue de chacun des variables d'entrées et « n » est le nombre de variables d'entrées.

- **S2** représente les coefficients des fonctions linéaires (les paramètres conséquentes)

$$S2 = \{p_1, p_2, p_3, \dots, q_1, q_2, q_3, \dots, r_1, r_2, r_3, \dots\}$$

Tableau II.3: Les paramètres à ajuster d'un système ANFIS.

	Passage vers l'avant	Passage en arrière
Paramètre de fonction d'appartenance (non linéaire a_i, b_i, c_i)	Fixe	Rétro propagation
Paramètre de coefficient (Linéaire p, q, r)	Moindres carrés	Fixe

ANFIS utilise un cycle d'apprentissage de deux passages:

- **Le passage en avant** : S1 est fixe et S2 est calculé en utilisant l'algorithme de « moindre carré » de l'erreur (LES). (le LES est appliqué seulement une fois lorsque commencer à obtenir les valeurs initiales des paramètres conséquentes).
- **Passage en arrière** : S2 est fixe et S1 est calculé en utilisant l'algorithme de « rétro propagation ».

II.8.3. Rétro propagation de l'ANFIS:

Mesure d'erreur E_k pour l'entrée k^{ieme} donnée d'apprentissage:

$$E_k = \sum_{i=1}^{N(L)} (d_i - x_{L,i})^2 \quad (II.19)$$

N(L) : Nombre de neurones dans la couche L.

d_i : lemme composant de vecteur de sortie désiré.

$x_{L,i}$: lemme composant de vecteur de sortie de réel (de l'ANFIS).

Mesure d'erreur globale E :

$$E = \sum_{k=1}^K E_k \quad (\text{II.20})$$

Pour chaque paramètre a_i ($a_i \in S_1$) sont modifiés en suivant l'équation:

$$\Delta a_i = -\eta_p \frac{dE}{da_i} \quad (\text{II.21})$$

Où η est une constante positive appelée pas d'apprentissage.

Et le calcul de la quantité $\frac{\partial E}{\partial a_i}$.

II.8.4. Les avantages de l'ANFIS

Les avantages de cette technique stratégie sont :

- Exploitation de la connaissance disponible, grâce à la base de règles.
- Réduction de la taille de la base de règles : il suffit d'avoir des règles générales, les détails seront fournis par le RN.
- Réduction de la complexité de l'apprentissage : le RN doit simplement apprendre les cas particuliers ou les exceptions, pas le problème complet.
- Efficacité immédiate dès le début de l'apprentissage et possibilité d'éviter des comportements initiaux erratiques. [28]

II.9. Conclusion

Notre approche proposée s'appuie sur l'utilisation d'un réseau de neurone flou de type ANFIS. Cet outil permet d'intégrer une connaissance partielle issue de l'expertise et une connaissance issue de données. La connaissance experte est utilisée avec les relations causales dans une première modélisation assez simple et grossière mais suffisante. La connaissance experte est ensuite exprimée sous formes de règles floues et de contraintes sur la fuzzyfication des entrées, alors que la phase d'apprentissage permet d'ajuster les paramètres non définis (paramètres conséquents) à l'aide de données. L'utilisation de connaissances expertes permet ainsi de résoudre en partie les problèmes d'exhaustivité des comportements représentés par un ensemble de données. En revanche, les capacités d'apprentissage de l'ANFIS permettent de combler le manque de précision issue de l'expertise. C'est donc un système gagnant ou les

deux sources de connaissance (règles et données) permettent de combler des lacunes de l'autre. Ce système d'inférence adaptatif est très performant et largement utilisé dans les réalisations pratiques comme il est évident dans le chapitre suivant.

Le chapitre suivant consacré totalement à la simulation, est dédié à l'évaluation des performances des techniques étudiées (ANFIS et RNAs). L'objectif, vise l'étude et la contribution de ces méthodes en vue de leur application dans le domaine de contrôle de la qualité de l'eau, dans le but de la surveillance de la qualité par reconnaissance de formes.

CHAPITRE III

SIMULATION ET EVALUATION

III.1. Introduction

Ce dernier chapitre est consacré à la simulation et vise l'application des techniques étudiées comme étant une solution de surveillance de la qualité de l'eau par reconnaissance de formes. Le contrôle de potabilité de l'eau en tant que problème de classification. L'objectif est de valider et d'évaluer les performances de chacune des méthodes présentées (ANFIS et RNA). Les exigences principales d'efficacité sont formulées sur deux points essentiels à savoir, les tests de spécification qui vérifient que le programme réalise bien la tâche pour laquelle il a été conçu, et les tests de performances qui vont servir à mesurer l'efficacité avec laquelle cette tâche est remplie. Afin de mener une étude comparative permettant un choix décisif de la méthode la mieux adaptée à l'application indiquée, on évaluera pour les méthodes exposées les paramètres liés au taux de reconnaissance et l'erreur d'entraînement.

III.2. Problématique

III.2.1. Architecture du système de contrôle et de surveillance

Il s'agit dans cette partie de travail d'évaluer les performances des deux techniques étudiées précédemment qui sont issues, rappelons-le, du domaine de l'intelligence artificielle à savoir, les ANFIS et RNA. Des techniques servant comme outils de base pour l'aide à la décision et présentant une réponse plus élaborée par rapport aux autres techniques se basant sur des données brutes, venant directement des variables de surveillance, ou à partir de données traitées venant des sorties de traitements de bas niveau. Le choix effectué sur la base des résultats obtenus, conduira à l'intégration de la technique sélectionnée au niveau d'un système de surveillance assurant un contrôle permanent de la qualité de l'eau. L'architecture de ce système imaginé est basée sur une approche multi-sensorielle et présentée dans la figure III.1. Le processus de contrôle est vu comme un problème de reconnaissance de formes, où les classes correspondent aux différents états de l'eau, et les formes représentent l'ensemble des observations ou mesures des paramètres liés à ses caractéristiques.

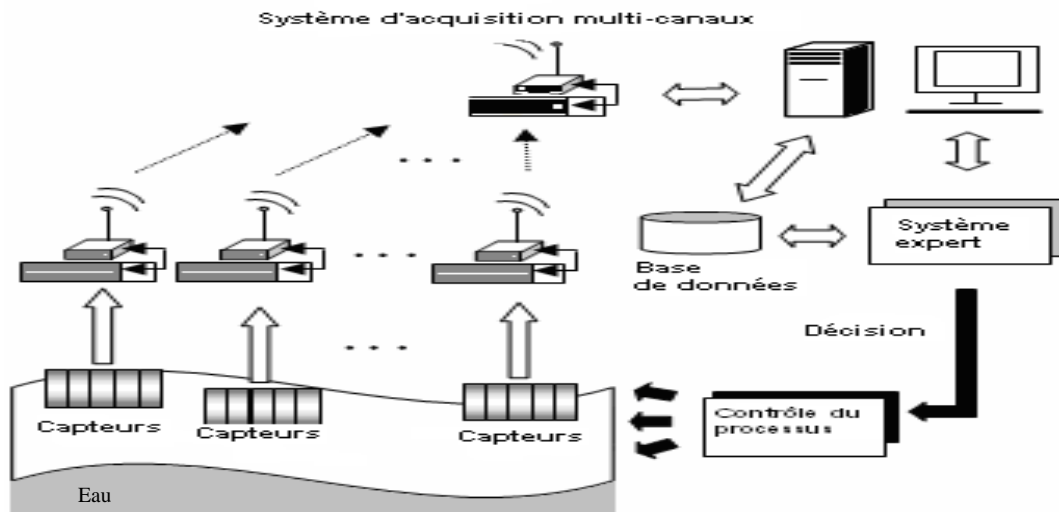


Figure III.1. Architecture du système de contrôle et de surveillance.

Au niveau du système, on peut supposer que les différents paramètres physico-chimiques utilisés, tels que le PH, la température (T°), la conductivité (C), la turbidité (TU), etc. sont transformés en signaux électriques à partir des capteurs, et transmis vers une station de contrôle qui assure l'acquisition, le traitement et l'analyse. La technique de surveillance utilisée effectue après chaque acquisition, la classification et la séparation des données en plusieurs classes bien différentes. Une suite d'acquisitions pourrait être envisagée plusieurs fois par jour, sous des conditions prédéfinies. Un module d'apprentissage supervisé par un expert, permet de collecter de manière continue les paramètres relatifs aux différents états de l'eau pour la mise en œuvre d'une base de connaissance complète.

III.2.2. Approche utilisée dans la surveillance

La solution devant être adoptée par les techniques citées ci-dessus au problème de reconnaissance de formes posé, ne s'applique en fait que si on se trouve dans le cas d'un apprentissage supervisé. Nous procédons donc lors d'une étape préliminaire d'apprentissage, à paramétrer le classificateur pour la reconnaissance. L'étape de test ou de reconnaissance proprement dite, s'effectue une fois le modèle statistique établi. Il y a ici tout l'intérêt pour dire que cette approche se caractérise par sa souplesse et sa généralité. A ne souligner toutefois que les méthodes de reconnaissance de formes à base d'apprentissage statistique sont les plus utilisées dans les systèmes de classification à fusion multi sensorielle. En général l'apprentissage est une étape assez longue, et nécessite plus de temps de calcul. Les techniques partagent ce point commun mais diffèrent sur un certain nombre d'autres points. L'étude comparative effectuée dans les paragraphes suivants en fera la différence. Ce critère

(temps d'apprentissage) aussi important dans le choix du modèle de reconnaissance, évoque un traitement hors ligne devant être effectué par le système de surveillance. Le déroulement de cette opération en permanence contribue sans doute à enrichir une base de connaissance qu'on veut qu'elle soit la plus complète possible pour le modèle de surveillance implanté. Le système de contrôle doit donc pouvoir marier à la fois une surveillance directe de l'eau et un apprentissage permet de collecter de manière continue les paramètres relatifs aux différents états de l'eau.

III.3. Description des données d'entrée

Nous cherchons à décider sur la qualité de l'eau à travers ses paramètres descripteurs. Nous n'avons en fait aucune connaissance a priori sur un type de de modèle représentant parfaitement ce procédé, par contre nous pouvons porter notre jugement sur la qualité de cette eau à partir de quelques données descriptives. Il y a cinq paramètres physico-chimiques qui sont souvent utilisés dans plusieurs travaux [40,41], et qui renseignent sur les dangers majeurs qu'il faut surveiller. Ces paramètres sont résumés comme suit : Conductivité (C), pH, Température (T°), et Turbidité (TU).

L'objectif qui se trouve derrière la collecte des données relatives à ces paramètres est de trouver un modèle de classification permettant de distinguer trois états bien distincts de l'eau (Bonne état, état moyenne et un état médiocre). La qualité de cette eau reflétée par sa potabilité repose en fait sur une corrélation qui ne peut être identifiée que statistiquement. Des données descriptives expérimentales recueillies sur une longue période (plusieurs années) pourraient atteindre cet objectif. A noter que la turbidité, le pH, et l'Oxygène dissous sont fortement dépendants des phénomènes saisonniers. Il y a donc intérêt de disposer d'au moins une année pour archiver des données afin de déterminer une base de connaissance assez complète capable de fonctionner normalement. D'où la nécessité d'une base de connaissance riche en informations exigeant d'abord une collecte des données sur une longue période, et la présence d'un expert.

Dans un but de validation, une base de données sont utilisées à savoir, une base de données simulée et une autre réelle. Le cas multi-classe représentant un cas de classification plus élaboré, comportant trois classes de potabilité différentes (classe I, II et III) et appliqué sur des données réelles. Le Tableau III.1 renseigne sur les paramètres descripteurs de la qualité d'une eau brute selon les normes citées ci-dessus.

Tableau III.1: Normes des paramètres descripteurs de l'eau brute.

Propriété (mg/l)	MES ($\mu\text{S/Cm}$)	Conductivité (C) (uph)	pH	Température (T°) (°C)	Oxygène dissous (OD) (mg/l O_2)		
Potabilité	≤ 2400	≤ 250	$6.5 \leq$	$9 \leq$	$12 \leq$	$254 \leq$	8

III.4. Les Bases données

L'information la plus importante pour ces modèles d'apprentissage statistique est la base d'entraînement. Une base de données réelle devrait être utilisée dans ce cas pour le choix de la technique la mieux adaptée. Toutefois, les vecteurs de données utilisés dans la base sont constitués des quatre paramètres descripteurs, à savoir, pH, T°, C, TU.

III.5. Application à la station de production d'eau potable TILES DIT

III.5.1. Le Site TILES DIT

Le barrage « Tilesdit » est situé géographiquement dans la commune de Bechloul à 20 km du Sud-Est de la wilaya de Bouira, Algérie. Ce barrage est situé entre les coordonnées cartographiques et les coordonnées Lambert suivantes (figure III.2):

- Latitude : 35° 13' 22'' Nord.
- Longitude : 4° 14' 23'' Est.



Figure III.2. Carte géographique situant le barrage « Tilesdit » [Google Maps].

Ce barrage disposant d'un volume de 167 million de mètres cubes d'eau. Est conçu de façon à juguler la tension qui persiste dans la distribution d'eau au niveau de 12 communes (figure III.3). De par son implantation dans la région de Bouira, le barrage Tilesdit dont la mise en eau a été effectuée vers la fin de l'année 2005, garantira de l'eau potable aux communes relevant de l'Est et du Sud-Est de la wilaya, c.-à-d. : El-Asnam, Bechloul, El-Adjiba, Ahl-Ksour, Oud El-Berdi, Mesdour, Taguedit, Ahnif, Bourdjo'khris, OuledRached, Ath Mansour, Bouira et la Zone Industrielle de Sidi Khaled. Le transfert d'eau dont le

lancement des travaux de réalisation a été prévu au début 2011, est destinée à l'alimentation de cinq autres communes de la daïra de Mansourah, dans la wilaya de Bordj Bou Arréridj. Des travaux sont en cours en vue de raccorder les communes de Takdit et Ait Laaziz, ainsi que d'autres communes rurales du Sud-Est de la wilaya de Bouira au réseau d'alimentation de ce barrage, qui devrait s'étendre jusqu'à Hammam K'sana. Parallèlement, la même direction a prévu 12 opérations portant sur la réalisation de réseaux AEP, en plus de 12 réservoirs d'une capacité globale de 74000 m^3 d'eau en vue de l'amélioration de l'approvisionnement en eau des communes alimentées par ce barrage notamment avec un débit de $72650 \text{ m}^3/\text{jour}$. Il est également important de signaler qu'à l'horizon 2020, ce barrage garantira l'eau en faveur de 307200 habitants, selon les prévisions du secteur de l'hydraulique. Les travaux menés ont porté à 6 le nombre de stations de pompage pour un débit de 41 à 981 l/s. Une station de traitement d'une capacité de $74000 \text{ m}^3/\text{jour}$, un réservoir d'eau traitée de deux compartiments d'un volume totale de 13000 m^3 et de 6 réservoir de capacité allant de 200 à 5000 m^3 .

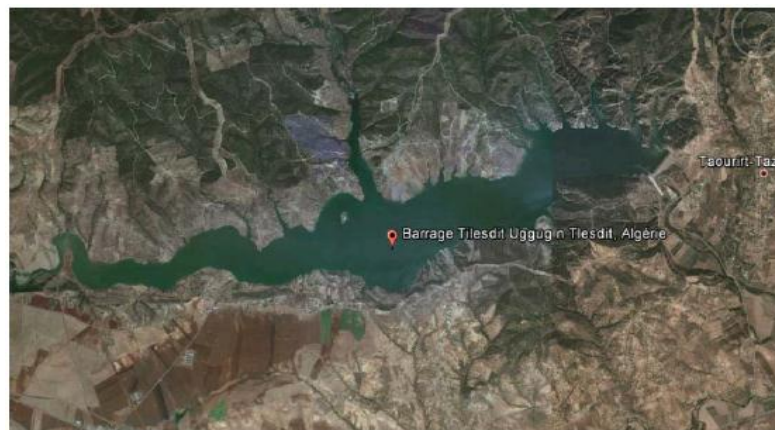


Figure III.3. Image représentant le site du barrage « Tiledit » [Google Earth].

III.5.2. La station de production d'eau potable TILES DIT

L'eau prélevée dans le barrage est pompée jusqu'à la station de traitement. Celle-ci se trouvant au même lieu, est mise en service depuis 2009 (figure III.4). Elle effectue le processus d'épuration à travers les cinq étapes de traitement indiquées au premier chapitre à savoir : le prétraitement, la pré-oxydation, la clarification, la désinfection et l'affinage. L'étape de clarification est assurée par le procédé de coagulation-floculation, décantation et filtration, grâce à un décanteur et un étage de filtration sur sable.



Figure III.4. Image représentant le site de la station « Tiledit » [Google Earth].

III.5.3. Présentation des résultats

III.5.3.1. Données d'entrées

Nous cherchons à appliquer notre approche de surveillance aux paramètres descripteurs de la qualité de l'eau brute fournis par les capteurs de mesure de la station. Notre connaissance du processus de traitement est limitée aux données enregistrées de la station durant les trois années écoulées 2009-2011 [45]. Ces mesures proviennent des différentes étapes de traitement, on y trouve :

- Des mesures en continu issues des capteurs physico-chimiques.
- Des analyses faites au laboratoire.

Plusieurs paramètres descripteurs de la qualité de l'eau brute mesurés en ligne quotidiennement à raison de 3 fois/jour, en plus des essais effectués au laboratoire qui sont réalisés chaque semaine. Quatre paramètres descripteurs principaux sont mesurés directement des capteurs vers la station sont: Température, pH, Conductivité et Turbidité. Ces paramètres sont mesurés en continu et à tout niveau du processus de traitement (Eau brute, Eau décantée, Eau filtrée et Eau traitée). D'autre sont aussi mesurés quotidiennement tels que l'Ammonium et le Nitrite. Les paramètres tels que : Calcium, Magnésium, Chlorure, Sulfate, Bicarbonate, Dureté Total TH, dureté permanent, Titre Alcalin et Titre Alcalin Complet, sont mesurée une fois par semaine. La couleur est par contre mesurée une fois/jour à tous les niveaux de traitement. Le chlore résiduel libre est ainsi mesuré chaque jour au niveau des étapes de décantation-filtration et à la sortie de la station (Eau traitée).

La base de données d'entrée constituée est composée d'un ensemble de 4 paramètres descripteurs de la qualité de l'eau brute qui sont, le pH, la Conductivité, la Température, la

Turbidité, le Magnésium, le Bicarbonate, la Dureté et le Titre Alcalin Complet (TAC). Un ensemble de 200 échantillons correspondant à ces 4 paramètres est constitué pour mener cette étude. Des statistiques descriptives simples de ces données d'entrées sont illustrées dans le tableau III.2. La figure III.5 présente l'évolution temporelle de ces paramètres descripteurs.

Tableau III.2: Statistiques descriptives des paramètres descripteurs de la qualité d'eau brute (Station Tilesdit)

Variable	Minimum	Maximum	Moyenne	Ecart-type
pH	7,150	8,300	7,567	0,250
Conductivité	414,000	624,000	585,393	36,278
Température	9,700	24,200	16,130	3,483
Turbidité	1,320	23,810	3,835	2,392

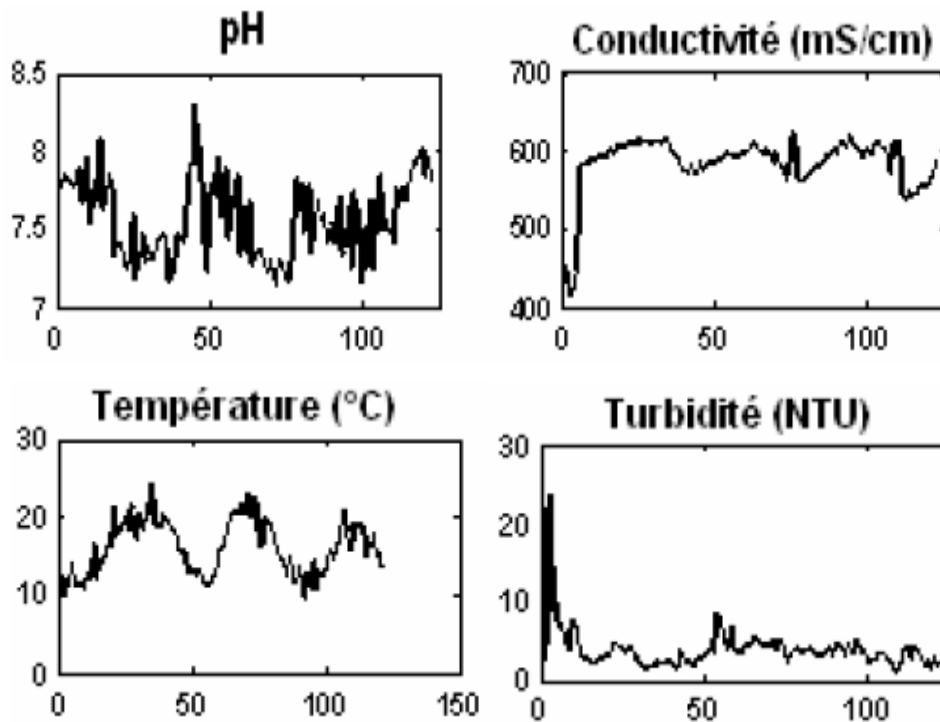


Figure III.5. Evolution temporelle des paramètres descripteurs de la qualité d'eau brute (Station Tilesdit).

III.6. Choix de la technique de contrôle et de surveillance

Les méthodes d'apprentissage statistique étudiées dans ce cadre (RNA, ANFIS) peuvent être appliquées en classification de données dans le but d'un contrôle de la qualité de l'eau et de sa surveillance en continu. Fondées sur l'analyse de données expérimentales. Ces méthodes sont utilisées pour les systèmes de décision de haut niveau. Il est alors primordial de

procéder au choix de la technique la mieux adaptée, afin de pouvoir l'intégrer éventuellement dans un système de contrôle et de surveillance.

III.6.1. Utilisation la Méthodologie de l'ANFIS

ANFIS est un réseau d'alimentation multilingue qui utilise des algorithmes d'apprentissage en réseau neuronal et une logique floue pour cartographier un espace d'entrée vers un espace de sortie. Cinq couches sont utilisées pour construire ce système d'inférence. Chaque couche contient plusieurs nœuds décrits par la fonction nœud. Les nœuds adaptatifs, désignés par des carrés, représentent les ensembles de paramètres qui sont réglables dans ces nœuds, tandis que les nœuds fixes, désignés par des cercles, représentent les ensembles de paramètres qui sont fixés dans le système. Les données de sortie des nœuds des couches précédentes seront l'entrée dans la couche actuelle. Il existe deux types de systèmes d'inférence floue (FIS) décrits dans la littérature. La différence la plus importante entre les deux systèmes est la définition du paramètre de conséquence. Le paramètre de conséquence dans Sugeno FIS est soit une équation linéaire, appelée "Sugeno FIS de premier ordre", soit constante "Sugeno FIS". Le Sugeno FIS est utilisé dans la présente étude. Pour illustrer les procédures de l'ANFIS, pour simplifier, on suppose que le système comprend deux entrées, pH, T°, et une sortie, état de la qualité de l'eau (Classe). Supposons que la base de règles contient deux règles floues if-then. Pour le Sugeno FIS de premier ordre: les deux règles peuvent être exprimées comme suit:

Règle 1:

Si pH est A_1 et T est B_1 ,

Alors $f_1 = p_1 \times \text{pH} + q_1 \times T + r_1$

Règle 2:

Si pH est A_2 et T est B_2 ,

Alors $f_2 = p_2 \times \text{pH} + q_2 T + r_2$

Où, p_i , q_i et r_i ($i = 1, 2$) sont les paramètres linéaires dans la partie conséquente du modèle flou de Sugeno. L'architecture d'ANFIS est représentée sur la Fig. 2, et un bref introduction du modèle est la suivante:

Couche 1: notes d'entrée. Chaque nœud de cette couche génère les notes d'appartenance des entrées croustillantes et les Sortie O_i^1 . est calculée par l'équation (1)

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(\text{pH}) \quad i = 1, 2; \quad (\text{III.1})$$

$$O_i^1 = \mu_{B_i}(T) \quad i = 3,4; \quad (\text{III.2})$$

Où pH et T sont les entrées crispantes au nœud i, A_i et B_i sont les étiquettes linguistiques caractérisées par des Fonctions d'appartenance μ_{A_i} et μ_{B_i} , respectivement. Le Gaussien

La fonction d'appartenance est utilisée dans cette étude.

$$\mu_{A_i}(pH) = e^{-\frac{(pH-b_i)^2}{2a_i^2}} \quad (\text{III.3})$$

$$\mu_{B_i}(T) = e^{-\frac{(T-b_i)^2}{2a_i^2}} \quad (\text{III.4})$$

Où, $\{a_i, b_i, c_i\}$ est l'ensemble de paramètres des fonctions d'appartenance dans la partie de prémisses de règles floues if-then qui changent les formes des fonctions d'appartenance. Les paramètres de cette couche sont appelés paramètres de prémisses.

Couche 2: nœuds de règles. Les sorties de cette couche, appelées forces de cuisson O_i^2 , Sont les produits des degrés correspondants obtenus à partir de la couche 1.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(pH)\mu_{B_i}(T) \quad i = 1,2 \quad (\text{III.5})$$

Couche 3: nœuds moyens. L'objectif principal de cette partie est de calculer le rapport entre la force de tir de chaque ième règle et la somme de la force de tir de toutes les règles. Par conséquent, \bar{w}_i est prise comme la force de tir normalisée.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_i w_i} \quad i = 1,2 \quad (\text{III.6})$$

Couche 4: nœud conséquent. La fonction nœud de la quatrième couche calcule la contribution de chaque 2ième règle vers la sortie globale et la fonction définie comme

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i \times pH + q_i \times T + r_i) \quad i = 1,2 \quad (\text{III.7})$$

Où \bar{w}_i est la sortie de la couche 3, et $\{p_i, q_i, r_i\}$ est le jeu de paramètres. Les paramètres de cette couche sont appelés paramètres consécutifs.

Couche 5: nœud de sortie. Le nœud unique calcule la sortie globale en additionnant tous les signaux entrants. En conséquence, le processus de défuzzification transforme chacun

Les résultats flous de la règle dans une sortie nette dans cette couche

$$O_i^5 = class = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i \bar{w}_i f_i}{\sum_i \bar{w}_i} \quad (\text{III.8})$$

III.6.2. Estimation des paramètres

De l'architecture ANFIS présentée à la Figure II.4 (Chapitre II), nous savons que si les paramètres de prémisses $\{a_i, b_i\}$ sont fixes, la sortie globale peut être exprimée comme des combinaisons linéaires des paramètres conséquents $\{p_i, q_i, r_i\}$. Plus précisément, la sortie peut être réécrite comme,

$$\begin{aligned} \text{Classe} &= \sum_i \bar{w}_i f_i = \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ &= (\bar{w}_1 p_H) p_1 + (\bar{w}_1 T) q_1 + \bar{w}_1 r_1 + (\bar{w}_2 p_H) p_2 + (\bar{w}_2 T) q_2 + \bar{w}_2 r_2 \end{aligned} \quad (\text{III.9})$$

Supposons que l'ensemble de données d'entraînement donné comporte des entrées. Laisser les matrices

$$B = \begin{bmatrix} \text{Classe}_1 \\ \text{Classe}_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \text{Classe}_m \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} p_1 \\ q_1 \\ r_1 \\ p_2 \\ q_2 \\ r_2 \end{bmatrix}$$

Et (III.10)

$$A = \begin{bmatrix} \bar{w}_1 p_H \bar{w}_1 T \bar{w}_1 \bar{w}_2 p_H \bar{w}_2 T \bar{w}_2 \\ \bar{w}_1 p_H \bar{w}_1 T \bar{w}_1 \bar{w}_2 p_H \bar{w}_2 T \bar{w}_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \bar{w}_1 p_H \bar{w}_1 T \bar{w}_1 \bar{w}_2 p_H \bar{w}_2 T \bar{w}_2 \\ \vdots \end{bmatrix}$$

Ensuite, sur la base de m entrées des données de formation, $\{p_H, T, \text{Classe}_i\}$, étant donné les valeurs des paramètres de prémisses $\{a_i, b_i\}$,

Eq. (III.8) peut être exprimée sous forme matricielle sous la forme:

$$AX = B \quad (\text{III.11})$$

Où X est une matrice inconnue, dont les éléments proviennent des paramètres consécutifs définis. Il s'agit d'un problème de moindres carrés linéaires standard, de sorte que l'estimateur par les moindres carrés X^* Est donnée par l'équation (III.10)

$$X^* = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (\text{III.12})$$

Où A^T est la transposition de A, et A^{-1} est l'inverse de A.

ANFIS applique l'algorithme d'apprentissage hybride, qui consiste à combiner les méthodes «descente en gradient» et «moindres carrés» pour mettre à jour les paramètres du

modèle. Chaque époque de cette procédure d'apprentissage hybride se compose d'une passe avant et d'une passe arrière. Dans la passe avant de la procédure d'apprentissage hybride, la sortie de nœud avance jusqu'à ce que la couche 4 et les paramètres consécutifs soient identifiés par la méthode des moindres carrés. Dans le passage en arrière, le signal d'erreur se propage vers l'arrière et les paramètres de prémisses sont mis à jour par descente en gradient. Une description détaillée de cet algorithme a été introduite par Jang et Sun (1995).

Le calcul des données pour ANFIS a été effectué à l'aide du logiciel Matlab. Les algorithmes de formation ANFIS, y compris la méthode du gradient et les moindres carrés, ont été incorporés dans le logiciel de l'outil d'inférence floue de Matlab. Nous pouvons utiliser la fonction de formation ANFIS dans la boîte à outils pour la formation avec les données d'entrée. Après formation, un modèle ANFIS avec fonction de prévision sera obtenu pour la prévision de la production.

III.6.3. Développement d'un modèle

Il n'existe pas de règles fixes pour l'élaboration d'un modèle ANFIS, même si un cadre général peut être suivi sur la base des précédentes applications réussies en ingénierie.

L'objectif d'ANFIS est de généraliser la relation de la forme:

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (\text{III.13})$$

Où X_1, X_2, \dots, X_n sont des variables d'entrée; Y est la variable de sortie.

Dans la présente étude, le statut de la qualité de l'eau (Classe) peut être caractérisé en fonction de pH, T°, C et TU la relation entre l'état de la qualité de l'eau et les variables d'entrée peut être exprimée par:

$$\text{Classe} = f(\text{pH}, T^\circ, C, TU) \quad (\text{III.14})$$

Les données dans ANFIS sont habituellement divisées en trois séries:

Ensemble de formation, jeu de contrôle et jeu de tests. Les données de formation sont utilisées pour la formation de l'ANFIS; tandis que les données de contrôle sont utilisées pour vérifier l'ANFIS identifié, Ce qui empêche les réseaux d'ajustement excessif. Les données d'essai sont utilisées pour la performance du modèle. Dans cette étude, les données sur la qualité de l'eau, (total de 1800 observations) ont été divisées en deux ensembles de données. Le premier ensemble de données contenant 200 des enregistrements a été utilisé comme données d'apprentissage; Le deuxième ensemble de données contenant 200 des enregistrements a été utilisé comme données de test.

III.6.4. Evaluation des performances

Pour une évaluation des performances des deux modèles précédemment testés, définissons quelques mesures statistiques.

Soient:

- Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) [46] :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Classe_o - Classe_e)^2} \quad (III.15)$$

- Le coefficient de corrélation (CORR) :

$$CORR = \frac{\sum_{i=1}^N (Classe_o - \overline{Classe_o})(Classe_e - \overline{Classe_e})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Classe_o - \overline{Classe_o})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Classe_e - \overline{Classe_e})^2}} \quad (III.16)$$

- le coefficient Nash-Sutcliffe d'effcence(NSCE) :

$$NSCE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Classe_o - Classe_e)^2}{\sum_{i=1}^N (Classe_o - \overline{Classe_o})^2} \quad (III.17)$$

- Fonction d'appartenance en forme de cloche généralisée (gbellmf) :

La fonction cloche généralisée dépend des trois paramètres a, b et c donnée par

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (III.18)$$

- Fonction d'adhésion gaussienne (gaussmf) :

La fonction gaussienne symétrique dépend de deux paramètres σ et données par

$$f(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (III.19)$$

- Fonction d'association gaussienne (gauss2mf) :

La fonction gaussienne dépend de deux paramètres sig et c donnée par

$$f(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (III.20)$$

- Fonction d'appartenance trapézoïdale (trapmf) :

La courbe trapézoïdale est fonction d'un vecteur, x, et dépend de quatre paramètres scalaires a, b, c et d, tels que données par

$$f(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (III.21)$$

Ou plus compacte par

$$f(x; a, b, c, d) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c} \right), 0 \right) \quad (\text{III.22})$$

- Fonction d'adhésion triangulaire (trimf) :

La courbe triangulaire est fonction d'un vecteur, x , et dépend de trois paramètres scalaires a , b et c , tels que données par

$$f(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (\text{III.23})$$

On plus compacte par

$$f(x; a, b, c) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right) \quad (\text{III.24})$$

III.6.4.1. Apprentissage et Test

Pour mener notre application de surveillance, un ensemble d'apprentissage et de test est constitué à partir d'une base de données de 400 échantillons correspondant aux 4 paramètres descripteurs retenus. Pour cette nouvelle situation, il s'agit d'une classification multi-classe où la sortie peut appartenir à trois classes bien différentes (classe I: Très bonne, classe II: moyenne, classe III: médiocre). A signaler toutefois que cette base de données est réalisée selon les normes de potabilité recommandées [43, 47,48]. L'ensemble de ces données est séparé en deux: 200 échantillons pour l'apprentissage et 200 pour le test.

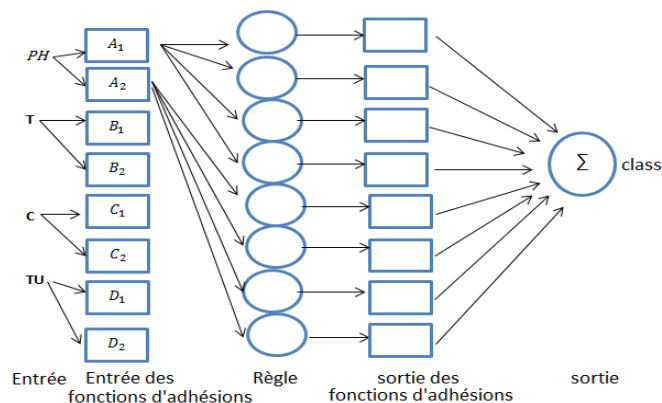


Figure III.6. L'architecture d'ANFIS utilisée dans cette étude, les connexions des entrées à la couche 3 ne sont pas affichées.

III.6.4.2. Résultats et discussion

Selon les normes de qualité environnementale pour Eaux de surface (GB3838-2002), la qualité de l'eau des Rivières A été classé en trois classes: classes I, II, III. Dans cette étude, 1, 2, 3 étaient affectés aux 3 classes en tant que valeurs de sortie théoriques, respectivement. Ainsi, selon le principe d'adhésion, la gamme des valeurs de sortie du modèle correspondant est 200 qui est le plus grand dans tous les modèles. En conséquence, le modèle le plus adapté a été obtenu avec la FIS composée par Fonction d'adhésion gaussienne. La figure III.7 montre les règles pour le modèle ANFIS, respectivement.

Les résultats des vérifications indiquent que les résultats estimés du modèle correspondent de façon raisonnable aux résultats observés État de la qualité de l'eau. CORR, NSCE et RMSE pour l'ensemble de données et les ensembles de données de test sont 0,9501 0,9010 et 2,3340 et 0,9873, 0,9764 et 2,9340 respectivement, qui sont satisfaisants dans les applications modèles courantes.

Tableau III.3: Performance des modèles ANFIS avec différentes fonctions d'adhésion.

Modèle		1	2	3	4	5
Fonction d'adhésion	gbellmf					
Paramètres	Linéaire	81	81	81	81	81
	Non-linéaire	36	24	48	48	36
Ensemble de données complet	CORR	0.9501	0.9051	0.8972	0.8760	0.935
	NSCE	0.8980	0.8724	0.9474	0.8840	0.864
	RMSE	0.3403	0.3622	0.2821	2.334	2.450
Ensemble de données de test	CORR	0.9433	0.9143	0.9873	0.8830	0.844
	NSCE	0.8162	0.8933	0.9764	0.7250	0.801
	RMSE	0.4630	0.4930	3.3010	2.9340	3.431
Points correctement classés		193	193	193	193	193

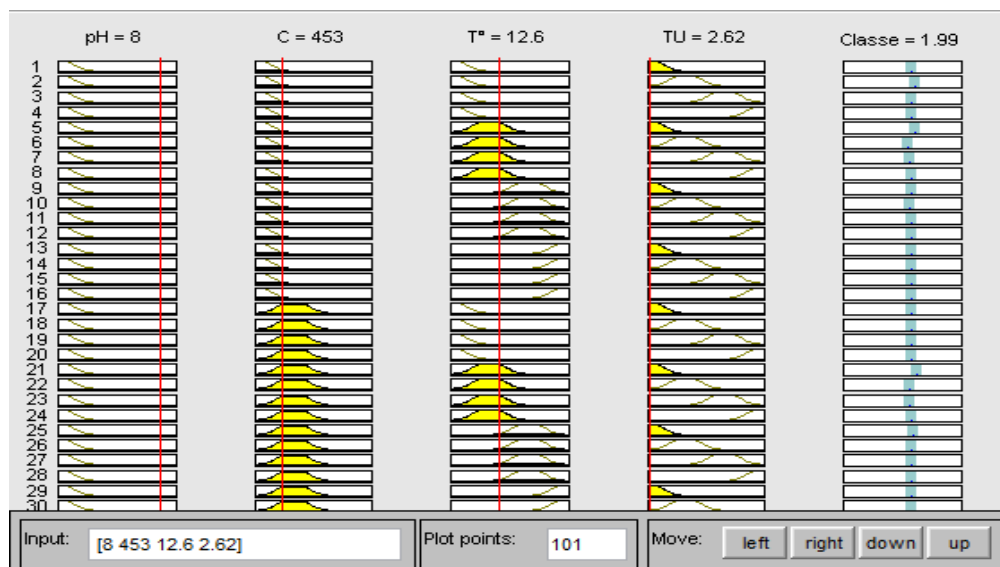


Figure III.7. Règle de modèle ANFIS et Classification.

Afin d'évaluer la capacité du modèle ANFIS Par rapport à celui d'un modèle de réseau neuronal, un modèle RNA. A été construit en utilisant les mêmes paramètres d'entréeModèle ANFIS. Un algorithme standard de propagation du dosÉtait employé pour la formation, et les neurones cachés étaient Optimisé par essai et erreur. L'architecture ANN définitive Se compose de sept neurones cachés. Le modèle RNA était Formée à l'aide du même ensemble de données de formation utilisé pour ANFIS. Les performances d'RNA et ANFIS en termes. Des indices de performance sont présentés dans le tableau III.4 .

Comme le montre le tableau III.4, bien que la performance des deux modèles ANFIS et RNA sont similaires soit pour l'ensemble d'apprentissage ou données de test en termes de CORR, NSCE, RMSE. L'ANFIS montre une légère amélioration par rapport à RNA en termes de points classés correctement et de taux de reconnaissance.

Le point faible de RNA s'est produit pendant la phase de test. Lorsque RNA a été demandée pour prédire l'état de qualité de l'eau pour les données de test composé de 200 échantillons, seulement 85% étaient correctement classifié. Cependant, l'ANFIS a un taux de 96.5% dans la phase de test, démontrant les plus hautes compétences de généralisation du modèle ANFIS.

Tableau III.4: Performance comparative des modèles de classification d'ANFIS.

Modèle		ANFIS	RNA
Ensemble de données complet	CORR	0.9501	0.8987
	NSCE	0.9474	0.9010
	RMSE	2.3340	0.4435
	Points correctement classés	193	170
	Pourcentage de classement correct	96.5%	85%
Ensemble de données de test	CORR	0.9873	0.8988
	NSCE	0.9764	0.9300
	RMSE	2.9340	0.3704
	Points correctement classés	193	170
	Pourcentage de classement correct	96.5%	85%

III.7. Conclusion

Ce troisième et dernier chapitre a fait l'objet d'une étude en simulation concernant la mise en œuvre de deux techniques d'apprentissage statistiques appliquées dans le domaine du contrôle et de surveillance des eaux potables. Cette étude a permis la validation et l'évaluation des performances de chacune de ces méthodes présentées. Une étude comparative dans le but d'un choix décisif de la méthode la mieux adaptée à l'application a été effectuée. Les paramètres liés au taux de reconnaissance, au temps d'apprentissage, à l'erreur d'entraînement et à la sensibilité au bruit, ont été les facteurs pertinents qui ont permis d'évaluer les méthodes étudiées. La discussion des résultats obtenus, a permis d'opter pour la technique ANFIS retenue pour ses qualités et avantages adaptés au problème posé. Deux exemples de validation basés sur cette technique ont été alors élaborés. Présentée pour un problème de classification multi-classe, la technique a fourni de très bons résultats de simulation. La base de données réelle provenant de la station Tilesdit de Bouira et appliquée à la technique en question, a montré l'efficacité de cette approche.

L'applicabilité de l'approche ANFIS pour l'évaluation et la classification de l'état de la qualité de l'eau a été étudiée. Huit modèles avec différentes fonctions d'appartenance ont été construits et formés par les méthodes ANFIS. En comparant les performances des modèles, le modèle ANFIS avec fonction d'appartenance gaussienne a obtenu les meilleures performances et a été sélectionné comme le meilleur modèle d'ajustement. La valeur la plus élevée de CORR et NCSE et la valeur la plus faible de RMSE ont été obtenues à partir du modèle ANFIS. Le modèle a été appliqué avec 200 échantillons. En conséquence, le modèle peut prédire correctement 96,5% de la qualité de l'eau, ce qui a démontré des résultats satisfaisants de cette nouvelle approche. Ce modèle s'est mieux comporté que le modèle RNA et peut générer une valeur de sortie sous forme continue, ce qui rend l'évaluation de la qualité de l'eau plus compréhensible.

CONCLUSION GENERALE

Le travail présenté dans ce mémoire a été consacré à la mise en œuvre de la technique d'ANFIS comparativement aux RNAs, appliquées à la reconnaissance de formes dans le domaine de contrôle des eaux potables. Cette étude découle des progrès technologiques importants qui ont été enregistrés ces dernières, dans le but et l'intérêt d'une surveillance moderne et une meilleure efficacité de la qualité des eaux propres. A cet effet, notre modeste travail peut être considéré comme une contribution aux solutions proposées, pour résoudre des problèmes d'intérêt stratégique à préoccupation nationale, utilisant des outils modernes à base de techniques avancées.

Les divers dispositifs et outils de surveillance dans le domaine de l'eau existants actuellement de par le monde, sont réalisés dans le but d'assurer une surveillance permanente et efficace de ces ressources. C'est dans l'esprit et l'intérêt considérable que présente la surveillance de la qualité de l'eau potable dans les usines de production et de distribution, que nous avons tenté dans ce travail d'exposer notre application. On veut bien que le système de surveillance proposé soit apte à contrôler manière efficace et permanente cette ressource précieuse.

La technique d'apprentissage et généralisation utilisée au niveau du système de décision, doit pouvoir effectuer la classification et la séparation de ces données en plusieurs classes (3 classes). Le développement de ce système a été précédé d'une technique (ANFIS), permettant de déterminer les corrélations existantes entre les variables caractéristiques de l'eau brute puis de ne conserver que les caractéristiques apportant réellement une information pertinente. Notre travail s'est basé sur l'exploitation des données réelles. Ces données environnementales résident dans le fait qu'on dispose d'un nombre de données de sorties très faible devant un grand nombre d'entrées. Un enjeu majeur du traitement statistique de ces données est l'analyse multi-variée à but décisionnel. La classification multi-classes supervisée est vue comme un problème de reconnaissance de formes avec peu d'observations et beaucoup de variables d'entrées dans un système pour l'aide à la décision. ANFIS et RNA comme deux techniques d'aide à la décision. D'après les résultats obtenus, notre travail permet d'illustrer la pertinence de ces approches proposées lorsqu'elles sont appliquées à l'analyse de deux jeux de données réels. La classification est supervisée en utilisant les

techniques choisies et appliquées au domaine de surveillance des eaux expriment les variables physico-chimiques. Ces résultats affirment que l'utilisation de l'ANFIS et RNA dans notre application donne un taux très acceptable. Le modèle exposé lors de cette étude présente de bonnes performances en matière de taux de reconnaissance. Un intérêt d'usage et d'application de cette technique dans ce domaine est donc bien justifié. Donc pour cela on trouve une validation une bonne adéquation de la classification multi classes pour un modèle intelligent telle que l'algorithme d'apprentissage et de généralisation.

L'applicabilité de l'approche ANFIS pour l'évaluation et la classification de l'état de la qualité de l'eau a été étudiée. Huit modèles avec différentes fonctions d'appartenance ont été construits et formés par les méthodes ANFIS. En comparant les performances des modèles, le modèle ANFIS avec fonction d'appartenance gaussienne a obtenu les meilleures performances et a été sélectionné comme le meilleur modèle d'ajustement. La valeur la plus élevée de CORR et NCSE et la valeur la plus faible de RMSE ont été obtenues à partir du modèle ANFIS. Le modèle a été vérifié avec 200 échantillons. En conséquence, le modèle peut prédire correctement avec un taux de 96,5%, ce qui a démontré des résultats satisfaisants de cette notre approche. Ce modèle s'est mieux comporté que le modèle RNA, ce qui rend l'évaluation de la qualité de l'eau plus compréhensible.

Les horizons de l'application de cette technique ANFIS restent prometteurs. La décision du système peut être améliorée par l'exploitation de nouveaux paramètres d'entrée. Les capteurs logiciels peuvent dans ce cas jouer un rôle primordial en se substituant davantage à des paramètres descripteurs chimiques ne pouvant être mesurés en continu. Il reste à noter que la sensibilité du domaine à des menaces imprévues, exigent de plus grands efforts pour maximiser l'immunité du système et apporter d'autres améliorations afin de minimiser les risques encourus pour la santé publique. Enfin, cette application montre une alternative prometteuse pour notre pays dans l'avenir, pour une surveillance intelligente, automatique et efficace de la qualité des eaux potables.

REFERENCE

- [1] M. Ladjal, " Contribution au développement de systèmes de surveillance innovants dédiés au contrôle de la qualité des eaux potables ", Thèse de Doctorat, Laboratoire LASS, Université de M'sila.
- [2] André Gorge, "Traitement et distribution de l'eau".
- [3] M. Saghior, "Evaluation et détermination des variables d'entrées pour un modèle multiclasse intelligent basée sur la réduction de dimension", Mémoire de Master Université de M'sila, juin 2012.
- [4] K.COULIBALY, étude de la qualité physico-chimique et bactériologique de l'eau des puits de certains quartiers du district de Bamako, UNIVERSITÉ DE BAMAKO, Avril 2005.
- [5] S. Mohamed, Évaluation et détermination des variables d'entrées pour un modèle multiclasse intelligent basée sur la réduction de dimension, Mémoire de Master, UNIVERSITÉ DE M'SILA, 2012.
- [6] R. A. Reyna Rojas, Conception et intégration VLSI d'un système de vision générique, Application à la détection et la localisation d'objets à l'aide de support vector machines, Thèse de doctorat, Laboratoire LAAS – CNRS, N°02226, Toulouse, France, 2002.
- [7] C. CARDOT, Les traitements de l'eau. Procédés physico-chimiques et biologiques, Ellipses Edition Marketing S.A, 1999.
- [8] N.VALENTIN Construction d'un capteur logiciel pour le contrôle automatique du procédé de coagulation en traitement d'eau potable, Thèse de doctorat, UTC/Lyonnaise des Eaux/CNRS, 2000.
- [9] H. Hernández, Supervision et diagnostic des procédés de production d'eau potable, Thèse de doctorat, L'INSA de Toulouse 2006.
- [10] CIDF Centre International De Formation. Principes généraux de traitement des eaux, Lyonnaise des Eaux, 2000.
- [11] DEGREMONT, Mémento technique de l'eau : Tome 2. Lavoisier SAS – Lexique technique de l'eau, Paris, dixième édition, 2005.
- [12] R. Zemouri, Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques, Application à l'e-maintenance, Thèse de doctorat, UNIVERSITÉ DE FRANCE, 2002.
- [13] P. Frank, Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge Based Redundancy – A survey and New Results, Automatica, Vol. 26, p. 459-474, 1990.

-
- [14] Q. Zhang, Identification et Surveillance de systèmes Dynamiques, Habilitation à diriger les recherches, Université de Rennes1, Institut de Formation Supérieure en Informatique et en Communication, 1999.
- [15] A.S. Willsky, A Survey of Design Methods for Failure Detection in Dynamic Systems, *Automatica*, Vol. 12, p. 601-611, 1976.
- [16] X.Desforgues, Méthodologie de surveillance en fabrication mécanique : application de capteur intelligent à la surveillance d'axe de machine-outil, Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux I, 1999.
- [17] R. Zemouri, D. Racoceanu, N. Zerhouni, Réseaux de neurones récurrents à fonctions de base radiales RFR : Application à la surveillance dynamique, *Revue Systèmes /JESA*, 2003, Vol. 37, N°1, pp. 49-81.
- [18] Nicolas Pallaut, Méthodologie de surveillance dynamique à l'aide des réseaux neuro-flous temporels, Thèse de Doctorat, Université de Franche-Comté de Besançon, France, N° d'ordre : 1135, 2006.
- [19] B. Dubuisson, E. Boutleux, P. Dague, T. Denoeux, E. Didelet, Y. Gandvalet et M. Masson, *Diagnostic, Intelligence artificielle et reconnaissance de formes*, Edition Hermes, France, 2001.
- [20] Daniel Racoceanu, Contribution à la surveillance des systèmes de production en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle, Thèse d'HDR, Université de Franche-Comté de Besançon, France, N° d'ordre : 140, 2006.
- [21] Magaly De Paula Canuto, Combining neural networks and fuzzy logic for applications in character recognition. A thesis submitted to the University of Kent at Canterbury for the degree of Doctor Philosophy in the subject of Electronic Engineering, 2001.
- [22] Lin, et LEE, *Neural fuzzy systems : a Neuro-Fuzzy synergism to intelligent systems*. Ed. Prentice Hall.
- [23] J. Jang, T. Sun, E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and soft computing : a computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice Hall, New York, 1997.
- [24] A. Baraldi, B. Palma, P. Alfredo, *Fuzzy neural networks for pattern recognition*, pp 35-83, 1998.
- [25] D. Racoceanu, Contribution à la surveillance des systèmes de production en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle, Habilitation à diriger des recherches, Université de franche comté, besançon .. 84,85,86, 2006.
- [26] C.W.LEE, McGinnity, G. Prasad, An approach for on-line extraction of fuzzy rules using a self-organising fuzzy neural network, *Fuzzy sets and systems* 150 (2), 211-243, 2005.

- [27] J. Wang, F. Yin and C. Guo, Design of PID controllers using genetic algorithms approach for low damping slow response plants. *Advances in neural networks*, 3174 : 219-220, 2004.
- [28] C. Mahabir, F. Hicks et F.R. Fayek, Neuro-Fuzzy river ice breakup forecasting system. *Cold régions science and technology*, 46, 100-112, 2006.
- [29] L.X. Wang, *Adaptive Fuzzy Systems and Control : Design and Stability Analysis*, Prentice-Hall, Englewood Clifs, N,J, 1994.
- [30] Mamdani et S. Assilian, An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-machine Studies*, pp 7 :113, 1975.
- [31] H. Maaraf, Notion de base de la théorie de flou, Cours de la théorie de flou, université d'Evry Val d'Essonne, 2002.
- [32] T. Takagi et M. Sugeno, Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, *IEEE Trans, systems*, 15 :116_132, 1985.
- [33] C. Lee et Y. Shin, Construction of fuzzy systems using least-squares method and genetic algorithm, *Fuzzy sets and systems* 137 : 297_323, 2003.
- [34] C. Bezdek et K. Sanker, *Fuzzy models for pattern recognition*, IEEE Press, 1992.
- [35] F. Zidani, Contribution au contrôle et au diagnostic de la machine asynchrone par la logique floue, thèse de doctorat d'état, département d'électrotechnique, université de Batna, 2003.
- [36] R. Jang, *Neuro-fuzzy modeling : architecture, analyses and applications*, Phd thesis, Dep of Electrical Engineering and Computer Science, University of California, Berkeley, 1992.
- [37] O. Opeyemi, Development of neuro-fuzzy system for early prediction of heart attack. *I.J. Information Technology and Computer*, 9, pp 22-28, 2012.
- [38] S. Patnaik, Y. Yeon-Mo, *Soft computing techniques in vision science. Studies in computational intelligence* 395, springer, ISBN 978-3-642-25506-9, 2012.
- [39] SH. Hosseini, M. Zekri, Review of medical image classification using the adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Medical Signal & Sensors*, 2011.
- [40] N. Valentin, "Construction d'un capteur logiciel pour contrôle automatique du procédé de coagulation en traitement d'eau potable". Thèse de doctorat, UTC, Centre International de Recherche sur l'Eau et l'Environnement, CNRS, France, 2000.
- [41] H. R. Hernández De León, "Supervision et diagnostic des procédés de production d'eau potable", Thèse de Doctorat, Institut National des Science Appliquées de Toulouse, CNRS, N° 06584, France, 2006.
- [42] <http://www.cg58.fr/>
- [43] <http://www.lenntech.fr/applications/potable/normes/normes-oms-eau-potable.htm>

- [44] M. Bouamar and M. Ladjal, "Performance evaluation of three pattern classification techniques used for water quality monitoring", *International Journal of Computational Intelligence and Applications*, 2012, Vol. 11, N° 2, pp. 1250013-1 1250013-14.
- [45] Direction de la station de production d'eau potable TILES-DIT (Barrage de Tilesdit), Bouira, Algérie.
- [46] B. Yeganeh, M. Shafie pour Motlagh, Y. Rashidi, H. Kalamani, "Prediction of CO concentrations based on a hybrid Partial Least Square and Support Vector Machine model", *Atmospheric Environment*, 2012, Vol. 55, pp. 357-365.
- [47] Décret exécutif N° 09-414 du 28 Dhou El Hidja 1430 correspondant au 15 Décembre 2009 fixant : "la nature, la périodicité et les méthodes d'analyse de l'eau de consommation humaine", *Journal Officiel de la République Algérienne N°75*, 20 Décembre 2009.
- [48] Décret exécutif N° 11-125 du 17 Rabie Ethani 1432 correspondant au 22 Mars 2011 relatif à : "la qualité de l'eau de consommation humaine", *Journal Officiel de la République Algérienne N°18*, 23 Mars 2011.

Résumé:

L'objectif des travaux de développement des outils de supervision/diagnostic d'une station de production d'eau potable dans son ensemble est la maîtrise des risques dans le domaine des métiers de l'eau est bien sûr en premier lieu la maîtrise de la qualité sanitaire de l'eau potable distribuée, objet d'une réglementation très stricte des pouvoirs publics. Ce mémoire aborde le problème de la surveillance des eaux propres en fonction des caractéristiques physicochimiques de l'eau brute à l'aide des modèles basés sur les techniques d'apprentissage statistiques telles que les réseaux de neurones et les réseaux neuro-flous. Ces techniques peuvent améliorer les performances dans l'industrie de production de l'eau puisqu'ils permettant le développement de robustes modèles non-linéaires d'unités de procédés complexes. La préparation de la base de données dans ce type d'application consiste à retenir les variables les plus représentatives des données observées. Elle peut être utile comme étape préliminaire à tout processus d'analyse et de classification de données afin de se concentrer sur les variables les plus importantes et réduire le coût d'exécution d'un tel processus.

L'objectif de ce travail consiste à la recherche d'une évaluation complète exprimant les variables indicatrices de la qualité des eaux propres pour la décision sur les états de l'eau. Cette décision est basée sur l'application d'une technique de classification multi-classe sur tout l'ensemble de la base de données réelle nationale pour les différentes classes des eaux considérées. A partir d'une fusion multi-capteurs de ces informations, une architecture d'un tel système de supervision et de diagnostic de la station de production d'eau potable dans son ensemble est proposée.

Mots clés : Eau propre, Surveillance, classification, ANFIS, RNA, Simulation.

Abstract:

The objective of the development work on the monitoring / diagnosis tools of a drinking water production station as a whole is the control of the risks in the field of water professions is, of course, primarily the control of Sanitary quality of distributed drinking water, which is subject to very strict regulation by the public authorities. This thesis addresses the problem of clean water monitoring based on the physicochemical characteristics of raw water using models based on statistical learning techniques such as neural networks and neuro-fuzzy networks. These techniques can improve performance in the water production industry as they allow the development of robust non-linear models of complex process units. The preparation of the database in this type of application consists in retaining the variables most representative of the observed data. It can be useful as a preliminary step to any data analysis and classification process in order to focus on the most important variables and reduce the cost of executing such a process.

The objective of this work consists in the search for a complete evaluation expressing the variables indicating the quality of the clean waters for the decision on the states of the water. This decision is based on the application of a multi-class classification technique over the whole of the national real data base for the different classes of the waters under consideration. From a multi-sensor fusion of this information, an architecture of such a system for monitoring and diagnosing the entire potable water production station is proposed.

Keywords: Clean water, Surveillance, classification, ANFIS, RNA, Simulation.

ملخص:

الهدف من هذا العمل تطوير أدوات الرصد / التشخيص محطة إنتاج مياه الشرب ككل إدارة المخاطر في مجال قطاع المياه هو بالطبع في المقام الأول على إتقان الجودة الصحية لمياه الشرب الموزعة، تخضع لتنظيم الحكومة الصارم. وتتناول هذه الرسالة مشكلة مراقبة المياه النظيفة على أساس الخصائص الفيزيائية والكيميائية للمياه الخام باستخدام النماذج القائمة على تقنيات التعلم الإحصائية مثل الشبكات العصبية والشبكات العصبية غامض. ويمكن لهذه التقنيات تحسين الأداء في قطاع إنتاج المياه كما تمكن من تطوير قوة عملية معقدة وحدات النماذج غير الخطية. إعداد قاعدة البيانات في هذا النوع من التطبيق هو الإبقاء على مزيد من المتغيرات ممثل البيانات المرصودة. ويمكن أن يكون مفيداً كخطوة تمهيدية لأي تصنيف البيانات وعملية التحليل من أجل التركيز على أهم المتغيرات وتقليل تكلفة تشغيل هذه العملية.

الهدف من هذا العمل هو يبحث عن الماء شامل تقييم صريحة الدمى نوعية نظيفة لاتخاذ قرار بشأن ظروف المياه. ويستند هذا القرار على تطبيق تقنية تصنيف متعدد الطبقات في جميع أنحاء قاعدة بيانات حقيقية وطنية كاملة لفئات مختلفة من المياه المعالجة. من الانصهار أجهزة استشعار متعددة من هذه المعلومات، والهندسة المعمارية من هذا الرصد ونظام التشخيص لمحطة إنتاج مياه الشرب كما هو مقترح ككل.

كلمات البحث: تنظيف المياه، ورصد وتصنيف و ANFIS، RNA، محاكاة.