

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° :



DOMAINE : SCIENCES ET ECHNOLOGIE  
FILIERE : ELECTRONIQUE  
OPTION : CONTRÔLE INDUSTRIEL

Mémoire présenté pour l'obtention  
Du diplôme de Master Académique

Intitulé

**Évaluation des performances des techniques  
RNA et ELM utilisées dans le développement  
des capteurs logiciels pour la surveillance de la  
qualité de l'eau.**

Présenté Par :  
Hadj Kaddour Aissa  
Djedid Amar

Soutenu devant le jury composé de:

Dr. LADJAL Mohamed	Université M'SILA	Président
Mr. DJERIOUI Mohamed	Université M'SILA	Rapporteur
Mr. TABBAKH Mostafa	Université M'SILA	Examineur

Promotion : Mai 2017



## Remerciements

*Avant tout, nous remercions notre Dieu tout puissant qui nous a donné la force et de nous avoir permis d'arriver à ce stade-là.*

*Nos parents pour leurs sacrifices en témoignage de tous nos affections au long de nos études.*

*Nous tenons à remercier en particulier notre encadreur monsieur M.DJERIOUI de nous avoir aidé par ces conseils, ces remarques pertinentes et par sa collaboration effective pour l'élaboration de ce mémoire.*

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

*Nous remercions également, les membres de jury d'avoir accepté d'honorer notre soutenance de leur prudence, qu'il se trouve ici l'expression de notre gratitude.*

*Hadj Kaddour Aissa et Djedid Amar*

# DEDICACE

*Nous tenons à dédier ce modeste travail à:*

- *Nos chers parents.*
- *Nos chers frères et sœurs.*
- *Toute la famille Hadj Kaddour et la famille Djedid.*
- *Tous nos amis.*
- *Tous les collègues de notre promotion (2017).*

*Hadj Kaddour Aissa et Djedid Amar*

## **Résumé**

Le travail présenté dans ce mémoire est consacré à la mise en œuvre d'un capteur logiciel pour le contrôle de qualité des eaux potables à base de la technique d'apprentissage statistique. Cette étude découle des progrès technologiques importants qui ont été enregistrés ces dernières années dans le but et l'intérêt d'une surveillance moderne et plus efficace de la qualité des eaux propres. A cet effet, une étude en simulation est effectuée pour concevoir et réaliser des captures logiciels ( Chlorures (Cl<sup>-</sup>), Calcium (Ca<sup>2+</sup>), Magnésium (Mg<sup>2+</sup>), la demande bio- Oxygène (OBD) en plus de l'Oxygène Dissous (OD) ) sous forme d'un réseau remplaçant ainsi des capteurs physiques existant sur le marché. Des tests d'évaluation et de performances du réseau choisi, sont opérés dans le but d'une validation du capteur proposé.

## **Mots clés :**

Eaux potables, Surveillance, Capteur logiciel, Réseaux de neurones, Perceptron Multicouches, Machine d'apprentissage extrême, Régression.

## Abréviations

**H<sub>2</sub>O** : l'eau

**km<sup>3</sup>** : kilo mètre cube

**pH** : potentiel Hydrogène

**H<sup>+</sup>** : ions hydrogènes

**°C** : degré sur susse (température)

**OD** : Oxygène dissous

**mg** : milli gramme

**O<sub>2</sub>** : Oxygène

**Ca<sup>2+</sup>** : Calcium

**Mg<sup>2+</sup>** : magnésium

**°F** : degré français

**CO<sub>2</sub>** : dioxyde de carbone

**Na<sup>+</sup>** : *sodium*

**SO<sub>4</sub><sup>2-</sup>** : sulfates

**Cl<sup>-</sup>** : chlorures

**NO<sub>3</sub><sup>-</sup>** : nitrates

**K<sup>+</sup>** : potassium

**CO<sub>3</sub><sup>2-</sup>** : carbonates

**mEq/l** : milliéquivalents par litre

**MDT** : Matières dissoutes totales

**TSS** : total des solides en suspension

**mg/L** : milli gramme par litre

**MES** : matières en suspension

**C.T** : facteur de concentration *C* avec un temps de contact *T*

**mg.min/L** : milli gramme. minute par litre

**UV** : ultra violète

**CaCO<sub>3</sub>** : carbonate de calcium

**ddp** : différence de potentiel

**CaO<sub>2</sub><sup>+</sup>** : Peroxyde de calcium

**HCO<sub>3</sub><sup>-</sup>** : Bicarbonates

**ρ** : résistivité

**μ** : Perméabilité magnétique

**dB** : dixit bale

**τ** : temps de réponse

**RNA** : Réseaux de Neurones Artificiels

**W<sub>0</sub>** : valeur d'offset ou biais interne

**F<sub>k</sub>** : fonction d'activation

**Y<sub>k</sub>** : sortie du neurone k

**PMC** : Perceptron Multi Couche

**RBF** : Radial Basis Function

**ELM** : machine d'apprentissage extrême

**DBO** : demande bio-oxygène

**IA** : Intelligence Artificielle

**T°** : Température

**C** : Conductivité

**TU** : Turbidité

**MES** : Matières en suspension

**EAM** : Erreur absolue moyenne

**REQM** : Racine de l'erreur quadratique moyenne

**T<sub>app</sub>** : Le temps d'apprentissage

**T<sub>test</sub>** : Le temps de test

**R<sup>2</sup>** : coefficient de corrélation

# *Table des matières*

Remerciements.....	<i>i</i>
Dédicace.....	<i>ii</i>
Résumé .....	<i>iii</i>
Abréviations.....	<i>iv</i>
Table des matières.....	<i>vi</i>
Liste des figures.....	<i>xii</i>
List des tableaux.....	<i>xiv</i>
INTRODUCTION GENERALE .....	<b>1</b>

## ***CHAPITRE I***

### ***Généralités sur les eaux propres***

INTRODUCTION.....	<b>3</b>
1. DEFINITION DE L'EAU.....	<b>3</b>
2. CYCLE DE L'EAU.....	<b>4</b>
3. RESSOURCED'EAU.....	<b>6</b>
3.1. Eaux souterraine.....	<b>6</b>
3.2. Eaux de surface.....	<b>7</b>
4. PARAMETRES PHYSICO-CHIMIQUES MESURABLES .....	<b>7</b>
4.1. Température.....	<b>7</b>
4.2. Le potentiel hydrogène.....	<b>8</b>
4.3. Conductivité.....	<b>8</b>
4.4. Oxygène dissous.....	<b>8</b>

4.5. Dureté totale.....	9
4.6. Alcalinité.....	9
4.7. Matières dissoutes totales.....	10
4.8. La Turbidité.....	10
<b>5- CHAINE DE TRAITEMENT.....</b>	<b>10</b>
5.1. Pré-traitement.....	11
5.2. Pré-oxydation.....	12
5.3. Clarification.....	13
5.4. Oxydation-Désinfection.....	13
5.5. Affinage.....	14
<b>6. METHODES DE CONTROLE DES EAUX .....</b>	<b>15</b>
6.1. Contrôle physico-chimique.....	15
6.2. Les système de surveillance.....	15
<b>7. LES CAPTEURS.....</b>	<b>15</b>
7.1. Définition.....	15
7.2. Principe de fonctionnement.....	16
7.3. Les différentes familles de capteurs.....	17
7.3.1. Capteurs actifs.....	17
7.3.2. Capteurs passifs.....	18
7.4. l'emplacement de capteur.....	19
7.5. Types des grandeurs physiques.....	20
7.6. Transformation de la grandeur physique.....	21
7.6.1. Transformation directe.....	21
7.6.2. Transformation indirecte.....	21
7.7. Caractéristiques d'entrée-sortie d'un capteur.....	21

7.8. Caractéristiques d'un capteur.....	23
<b>8. MESURE DES PARAMETRES DE POTABILITES.....</b>	<b>23</b>
8.1. Mesure de la température.....	23
8.2. Mesure de la turbidité.....	24
8.3. Mesure de la conductivité.....	24
8.4. Mesure du Ph.....	24
8.5. Mesure d'oxygène dissous.....	25
<b>9. LES CAPTEURS LOGICIELS.....</b>	<b>25</b>
9.1. Propriétés de capteur logiciel.....	26
9.2. Méthodologie de développement du capteur logiciel.....	26
<b>CONCLUSION.....</b>	<b>27</b>

## ***CHAPITRE II***

### ***Techniques D'apprentissage Statistique***

<b>INTRODUCTION.....</b>	<b>28</b>
<b>1. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS.....</b>	<b>28</b>
1.1. Historique.....	28
1.2. Notion de neurone biologique.....	29
1.3. Définition de réseaux neurones .....	30
1.4. Fonctionnement des neurones.....	30
1.4.1. Neurone formel.....	30
1.4.2. Fonction d'activation.....	31
1.5. Apprentissage.....	32
1.5.1. Définition.....	32

1.5.2. Types d'apprentissage.....	33
1.6. Architecture des réseaux neurones artificiels.....	34
1.6.1. Réseau neurone non bouclé.....	34
1.6.2. Réseau de neurone bouclé.....	35
1.7. Quelques modèles des réseaux de neurones.....	36
1.7.1. Modèle Adaline.....	36
1.7.2. Perceptron Multi Couche(PMC).....	36
1.7.3. Les réseaux de fonction à base radiale (RBF).....	37
1.8. L'utilisation des réseaux de neurones.....	38
1.8.1. Classification.....	38
1.8.2. Catégorisation.....	39
1.8.3. Approximation de fonction.....	39
1.8.4. Régression.....	39
1.8.5. Optimisation.....	39
1.8.6. Mémoire associative.....	39
1.8.7. Contrôle.....	40
<b>2. MACHINE D'APPRENTISSAGE EXTREME (EXTREME LEARNING</b>	
<b>MACHINE).....</b>	<b>40</b>
2.1. Fonctionnement.....	40
2.2. Formulation mathématique de l'ELM.....	41
2.3. Caractéristiques principales.....	41
<b>CONCLUSION.....</b>	<b>41</b>

# **CHAPITRE III**

## ***Simulation***

<b>INTRODUCTION.....</b>	<b>42</b>
<b>1. PROBLEMATIQUE.....</b>	<b>42</b>
<b>1.1. Architecture du système de contrôle et de surveillance.....</b>	<b>42</b>
<b>2. DESCRIPTION DE LA BASE DE DONNEES D'APPRENTISSAGE ET DE TEST... </b>	<b>44</b>
<b>3. METHODOLOGIE DU DEVELOPPEMENT DU CAPTEUR LOGICIEL.....</b>	<b>45</b>
<b>4. MISE EN OUVRE DE L'ALGORITHME RNAs.....</b>	<b>46</b>
<b>4.1. Perceptron multi couche (PMC) .....</b>	<b>46</b>
<b>4.2. Apprentissage et généralisation.....</b>	<b>47</b>
<b>5. MACHINE D'APPRENTISSAGE EXTREME.....</b>	<b>49</b>
<b>6. ETUDE COMPARATIVE.....</b>	<b>51</b>
<b>CONCLUSION .....</b>	<b>52</b>
<b>CONCLUSION GENERALE.....</b>	<b>53</b>

# *Liste des figures*

Fig.1.1. Cycle de l'eau.....	5
Fig.1.2. Représentation schématique du champ de recherche «environnement développement ».....	6
Fig.1.3. Chaîne de traitement de l'eau potable.....	11
Fig.1.4. Structure d'un capteur.....	16
Fig.1.5. Principe d'un capteur.....	16
Fig.1.6. Exemples d'application d'effets physiques à la réalisation de capteurs actifs.....	18
Fig.1.7. Constitution d'une chaîne de mesure classique.....	20
Fig.1.8. Exemple de linéarisation de caractéristiques.....	22
Fig.1.9. Mesure de pH.....	25
Fig.1.10. Sonde d'oxygène dissous.....	25
Fig.2.1. Structure d'un neurone biologique.....	29
Fig.2.2. Structure générale d'un neurone formel.....	31
Fig.2.3. Apprentissage supervisé.....	33
Fig.2.4. Apprentissage non supervisé.....	34
Fig.2.5. Réseaux neurones non bouclés.....	35
Fig.2.6. Réseau de neurones bouclé.....	36
Fig.2.7. Perceptron Multi Couche(PMC).....	37
Figure 2. 8. Réseaux neuronaux à couche cachée simple de type feed-forward (SLFNs, single-hidden layer feed-forward neural networks).....	40
Fig.3.1. Architecture du système de contrôle et de surveillance.....	44
Fig.3.2. Evolution des dix paramètres descripteurs.....	45
Fig.3.3.Exemple d'un capteur logiciel.....	46
Fig.3.4.Architecture du PMC.....	47
Fig.3.5. Architecture d'ELM.....	49
Fig.3.6.Resultats d'apprentissage et de teste d'un capteur logiciel d'OD.....	51

## *Liste des Tableaux*

<b>Tableau.1.1. les éléments caractéristiques des eaux de surface par rapport aux eaux souterraines.....</b>	<b>7</b>
<b>Tableau. 1. 2. Capteurs actifs : principes physiques de base.....</b>	<b>17</b>
<b>Tableau. 1. 3. Capteurs passifs : principes physiques et matériaux.....</b>	<b>19</b>
<b>Tableau.2.1. Fonctions d'activation.....</b>	<b>32</b>
<b>Tableau 3.1. Les paramètres statistiques d'eau brute.....</b>	<b>44</b>
<b>Tableau. 3.2. Résultats d'apprentissage et de test de cinq capteurs logiciels (Modèle PMC).....</b>	<b>48</b>
<b>Tableau. 3.3. Résultats d'apprentissage et de test de cinq capteurs logiciels (Modèle ELM).....</b>	<b>50</b>
<b>Tableau.3.4. Les performances des modèles PMC et ELM.....</b>	<b>51</b>

# *Introduction général*

L'eau est une ressource renouvelable car elle participe à un cycle. L'évaporation par l'énergie solaire, les précipitations et l'écoulement en surface et sous terre constituent les étapes de cycle. La problématique de l'eau est un problème de quantité et de qualité.

Du point de vue de la ressource on distinguera d'un côté les eaux de surface qui ont un taux de renouvellement très rapide, et de l'autre les eaux souterraines qui s'écoulent beaucoup plus lentement. Ce sont les eaux de source et superficielles qui vont être captée (par drains, à l'exutoire naturel, par puits ou par prise d'eau dans le cas des eaux superficielles), à partir de leur gisement souterrain, d'un lac ou d'un cours d'eau, et amenées dans les usines de traitement pour être transformées en eau potable. Cependant toutes les eaux ne peuvent être utilisées ; elles doivent obéir à un certain nombre de critères physico-chimiques [1].

Actuellement les usines modernes de production d'eau potable assurent deux principales fonctions : la satisfaction de la demande en eau, et l'assurance d'un niveau de qualité élevé et uniforme. Des systèmes de surveillance permanents assurent le contrôle de divers procédés de traitement, particulièrement les paramètres relatifs à la qualité. L'utilisation de procédés automatiques devient donc impérative pour atteindre deux principaux objectifs : la maîtrise de la qualité de l'eau, et la diminution des contraintes de coût de fonctionnement [2].

Durant ces dernières années, d'importants efforts ont été déployés dans le développement des capteurs logiciels pour la surveillance de la qualité de l'eau. Les techniques de l'intelligence artificielle qui servent comme outil de base pour l'aide à la décision, présentent une réponse plus élaborée qui peut être obtenue soit à partir de données brutes venant directement des variables de surveillance, soit à partir de données traitées venant des sorties de traitements de bas niveau. Parmi ces techniques, on trouve les réseaux de neurones artificiels (modèle perceptron multi couche) et la machine d'apprentissage extrême qui se démarquent des autres outils par leur capacité et rapidité d'apprentissage. Présentant des performances dans plusieurs domaines, ils sont utilisés en reconnaissance de formes comme outil de régression [2].

Le travail présenté dans ce mémoire a pour objectif la mise en œuvre de deux méthodes d'apprentissage telles que : Perceptron Multi Couches(PMC), Machine d'apprentissage extrême (ELM), appliquées au domaine de reconnaissance de formes. L'application concerne le contrôle et la surveillance de la potabilité des eaux. Une étude en simulation est effectuée pour valider et évaluer les performances de chacune de ces méthodes dans un but comparatif, permettant un choix décisif de la technique la mieux adaptée.

Le mémoire est structuré en 3 chapitres :

Le premier chapitre présente une généralité sur les eaux propres. Dans cette section, nous parlerons tout spécialement du processus de traitement des eaux potables, en l'introduisant par des généralités sur leur cycle, leur chaîne de traitement, les ressources naturelles, ainsi que leurs paramètres physico-chimiques. Nous terminerons ce chapitre par les capteurs en général et en particulier les capteurs des paramètres descripteurs de l'eau et nous présentons la notion de capteur de logiciel.

Le deuxième chapitre est dédié à une présentation des réseaux de neurones artificiels, on commencera ce chapitre par une présentation de la structure d'un neurone biologique et d'un neurone formel, puis les architectures et l'apprentissage des réseaux PMC. Nous finaliseront ce chapitre par une deuxième méthode (ELM), cette partie présente une généralité sur les ELM, leur principe de fonctionnement, ainsi que des principales caractéristiques.

Enfin, dans le troisième chapitre on va présenter la base de données et les différents paramètres caractéristiques de l'eau. On va mettre en œuvre les deux techniques (PMC et ELM) appliquées au contrôle de la potabilité de l'eau. Une discussion des résultats de simulation obtenus, conclue cette étude pour le choix de la technique la mieux adaptée à l'application.

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

# *Chapitre I*

## *Généralités sur les eaux propres*

### **INTRODUCTION**

L'eau est de toutes les matières la plus importante pour l'existence de l'homme. Elle est indispensable pour la survie et le développement des sociétés. L'état de santé des populations est directement lié à la qualité de l'eau consommée, L'état de santé des robinets, l'eau captée doit subir une série d'opérations afin de répondre à toutes les exigences de qualité. Elle est donc particulièrement surveillée et contrôlée.

Ce chapitre consiste à une introduction au domaine de contrôle de l'eau potable. Nous allons d'abord parler de l'eau d'une manière générale, plus particulièrement de l'eau potable et de ces sources, les différentes étapes de traitement des eaux de surface sont décrites, ainsi que ses paramètres physico-chimiques, les différentes méthodes de contrôle de qualité de l'eau potable, une description détaillée du capteur et leur chaîne de mesure, principes de mesure des principaux paramètres de potabilités. Enfin du chapitre nous présentons une notion de base de capteur logiciel et leur méthodologie de développement.

### **1. DEFINITION DE L'EAU**

Nom féminin du latin aqua, l'eau est un corps incolore, inodore, insipide, liquide à la température ordinaire et composé d'hydrogène et d'oxygène ( $H_2O$ ). L'eau était considérée par les anciens comme l'un des quatre éléments de base avec le feu, l'air et la terre. Elle constitue un élément indispensable à la vie. Elle est le substrat fondamental des activités biologiques et le constituant le plus important des êtres vivants (70 % de leurs poids en moyenne). L'eau se rencontre dans l'écosphère sous trois états : solide, liquide, et gazeux dépendant des conditions particulières de température et de pression. L'eau a des propriétés physico-chimiques assez particulières par rapport aux autres liquides car elle est un excellent solvant, elle solubilise de nombreux gaz, corps minéraux et organiques, ionise les électrolytes et disperse les colloïdes électrochargés [3].

## 2. CYCLE DE L'EAU

L'eau est très présente sur notre planète, les océans recouvrant près des trois quarts de la surface terrestre (70%). La totalité de l'eau sur terre représente un volume de 1,4 milliard de km<sup>3</sup>, sous forme liquide, solide ou gazeuse [4]. Entre les grands réservoirs d'eau de l'hydrosphère qui sont les mers et océans, les eaux continentales (superficielles et souterraines), l'atmosphère et la biosphère, l'échange d'eau est permanent et forme ce que l'on appelle le cycle externe de l'eau. Le moteur de ce cycle est l'énergie solaire qu'il rayonne, il active et maintient constamment les masses d'eau en mouvement (condensation, évaporation,...). Chauffée par le soleil, l'eau des océans, des mers, des rivières et des lacs s'évapore. A ce volume s'ajoute la vapeur d'eau issue de l'évapotranspiration des plantes.

Toute cette vapeur d'eau monte dans l'atmosphère et se refroidit. Elle se condense alors et forme des gouttes ou des cristaux. Les nuages ainsi constitués se déplacent avec le vent. Ils laissent échapper leur contenu sous forme de précipitations (pluie, neige, grêle) ou de brouillard. La plus grande partie de l'eau tombe directement dans les océans. Le reste atteint les continents, où 60% s'évapore à nouveau, seul 25% s'infiltré dans la terre et alimente les nappes souterraines, enfin 15% ruisselle et rejoint les cours d'eau, pour retrouver ensuite l'océan, et le cycle recommence. L'évaporation, l'action du vent, la condensation, les précipitations, le ruissellement et l'infiltration, sont les 6 phases du cycle de l'eau (Fig.1.1). Ce dernier se divise en deux parties intimement liées :

- ✓ Une partie atmosphérique qui concerne la circulation de l'eau dans l'atmosphère, sous forme de vapeur d'eau essentiellement.
- ✓ Une partie terrestre qui concerne l'écoulement de l'eau sur les continents, qu'il soit superficiel ou souterrain [5].

Cependant, la majeure partie de l'eau (97,23 %) est contenue dans les océans, et est salée, ce qui la rend relativement inutilisable par l'homme [6,7].

L'eau douce n'en représente que 2,6 %. La moitié de cette eau douce est disponible pour l'usage humain, soit seulement 0,3 % du volume d'eau de la planète, soit 4 millions de km<sup>3</sup>. Les eaux utilisées pour l'alimentation humaine qu'elles soient d'origine superficielle ou souterraine sont rarement consommables telles quelles. Il est souvent nécessaire de leur appliquer un traitement plus ou moins sophistiqué, ne serait-ce qu'une désinfection dans le cas des eaux souterraines. Il faut insister sur le fait que le problème de l'eau n'est pas un problème de quantité, mais un problème de flux [8]. Lorsque la quantité d'eau est insuffisante, l'enjeu de la gestion des eaux est d'augmenter le débit disponible dans la zone du cycle utile aux activités humaines.

Il s'agira dans tous les cas de prélever de l'eau dans l'une des portions du cycle et de ramener celle-ci à l'entrée de la zone utile, c'est-à-dire en entrée d'une usine de production (Fig.1.2).

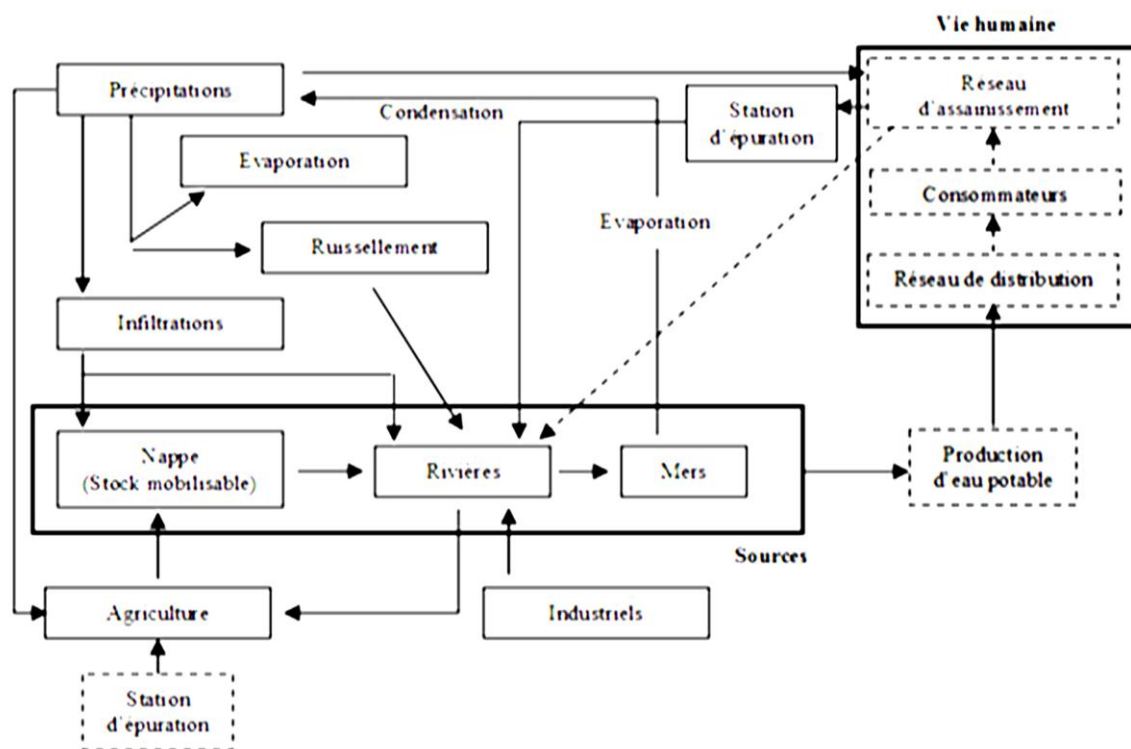


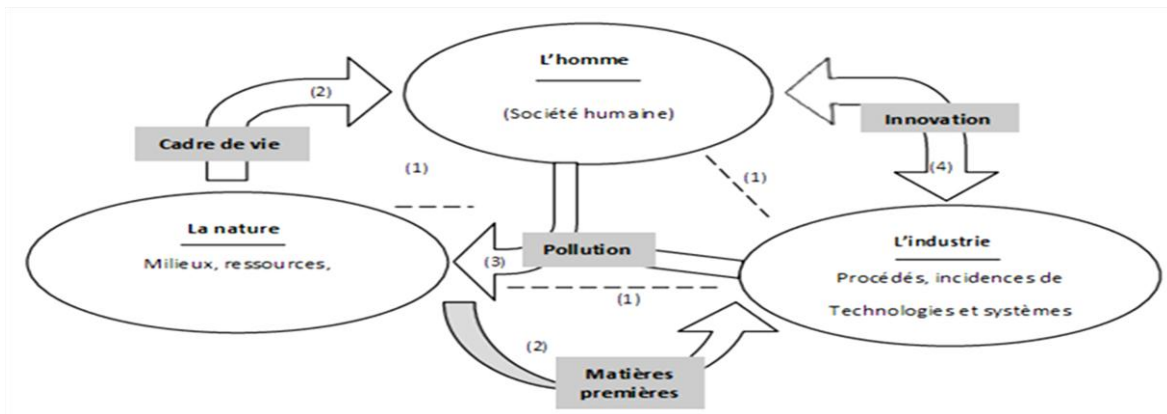
Fig.1.1. Cycle de l'eau [5].

Pour la gestion qualitative de l'eau, les processus de décision qui intégreront au mieux les trois « sphères » l'Homme, la Nature, l'Industrie (Fig.1.2), constitueront une avancée dans la prise en compte d'une durabilité à la fois écologique, économique et sociale [9]. L'eau du système, représentant l'unicité de la ressource de tout bassin fluvial, est répartie dans divers compartiments de l'hydro système qui sont naturellement reliés par le cycle de l'eau (précipitations, superficielles, souterraines), forment un système cohérent, qui intègre des éléments naturels et des éléments issus d'activités humaines. La persistance d'une pollution sera liée à la nature et au degré d'intensité de toutes les interrelations au sein de l'hydro-système. Toute dégradation de l'un des compartiments aura des répercussions sur les autres.

On distingue deux fonctions essentielles dans la plupart des unités d'exploitation :

✓ La production d'eau potable : qui consiste à mobiliser les ressources, à les traiter le cas échéant, puis à les transporter sur le lieu où elles seront distribuées.

✓ La distribution d'eau potable : qui débute à l'aval du château d'eau et dont le réseau s'étend jusqu' au consommateur.



- (1) **interfaces** instrumentées pour analyses, mesures, modélisations,...
- (2) **apports**(cadre de vie, matières premières,..)
- (3) **pollution**(effets de comportements, d'activités,..)
- (4) **innovation** et création de richesse (garantie de la prévention active)

Fig.1.2. Représentation schématique du champ de recherche « environnement développement » [9].

### 3. RESSOURCES D'EAU

Les réserves disponibles d'eaux naturelles sont constituées des eaux souterraines (infiltration, nappe), des eaux de surface retenues ou en écoulement (barrages, lacs, rivières) et des eaux de mer.

#### 3.1. Eaux souterraine

Du point de vue hydrogéologique les couches aquifères se divisent en :

✓ **Nappes phréatiques ou alluviales** : peu profondes et alimentées directement par les précipitations pluvieuses ou les écoulements d'eau en dessus.

✓ **Nappes captives** : plus profondes que les premiers et séparées de la surface par une couche imperméables, l'alimentation de ces nappes est assurée par l'infiltration sur leurs bordures.

La nature du terrain sous lequel se trouvent ces eaux est un déterminant de leurs compositions chimiques, cependant elles sont appelées aussi les eaux propres car ils répondent en général aux normes de potabilité. Pourtant, ces eaux sont moins sensibles aux pollutions accidentelles, elles perdent totalement leur pureté originale dans le cas de contamination par des polluants. Quand une eau souterraine contient une concentration en certains minéraux dépassant les normes de potabilité, mais elle représente des propriétés thérapeutiques on la distribue en bouteilles avec parfois un traitement bien défini, ces eaux sont dites eaux minérales.

### 3.2. Eaux de surface

Ce type des eaux englobe toutes les eaux circulantes ou stockées à la surface des continents (rivières, lacs, étangs, barrages,...). La composition chimique des eaux de surface dépend de la nature des terrains traversés par ces eaux durant leurs parcours dans l'ensemble des bassins versants. Ces eaux sont le siège, dans la plupart des cas, d'un développement d'une vie microbienne à cause des déchets rejetés dedans et de l'importante surface de contact avec le milieu extérieur. C'est à cause de ça que ces eaux sont rarement potables sans aucun traitement [1].

Tableau.1.1. Les éléments caractéristiques des eaux de surface par rapport aux eaux souterraines.

Caractéristique	Eaux de surface	Eaux souterraines
Température	Variable suivant saisons	Relativement constante
Turbidité	Variable, parfois élevée	Faible ou nulle (sauf en terrain karstique)
Couleur	Liée surtout aux MES sauf dans les eaux très douces et acides (acides humiques)	Liée surtout aux matières en solution (acides humique...)
Minéralisation globale	Variable en fonction des terrains, des précipitations, des rejets...	Sensiblement constante en général nettement plus élevée que dans les eaux de surface de la même région
Fer et Manganèse dissous	Généralement absents	Généralement présents
Nitrates	Peu abondants en général	Teneur parfois élevée
Micropolluants minéraux et organiques	Présents dans les eaux de pays développés, mais susceptibles de disparaître rapidement après suppression de la source	Généralement absents mais une pollution accidentelle subsiste beaucoup plus longtemps
Eléments vivants	Bactéries, virus	Ferrobactéries fréquentes

## 4. PARAMETRES PHYSICO-CHIMIQUES MESURABLES

### 4.1. Température

La température de l'eau est un paramètre de confort pour les usagers. Elle permet également de corriger les paramètres d'analyse dont les valeurs sont liées à la température (conductivité notamment). De plus, en mettant en évidence des contrastes de température de l'eau sur un milieu, il est possible d'obtenir des indications sur l'origine et l'écoulement de l'eau.

La température doit être mesurée in situ. Les appareils de mesure de la conductivité ou du pH possèdent généralement un thermomètre intégré [10].

#### 4.2. Le potentiel hydrogène

Le potentiel hydrogène (ou pH) mesure l'activité chimique des ions hydrogènes ( $H^+$ ) en solution. Ce paramètre a une importance principale pour la qualité d'une eau donnée. Il indique si l'eau présente une acidité (ou alcalinité) ou une basicité trop élevée risquant de créer des conditions peu favorables à la vie au moyen d'une échelle universellement graduée de 0 à 14. Un pH inférieur à 7 correspond à une eau acide et un pH supérieur à 7 indique que l'eau est alcaline (ou basique). Un pH de 7 est donc dit neutre. Des pH faibles augmentent notamment le risque de présence de métaux sous une forme ionique toxique. Des pH élevés augmentent les concentrations d'ammoniac [11].

#### 4.3. Conductivité

La conductivité mesure la capacité de l'eau à conduire le courant entre deux électrodes. La plupart des matières dissoutes dans l'eau se trouvent sous forme d'ions chargés électriquement. La mesure de la conductivité permet donc d'apprécier la quantité de sels dissous dans l'eau.

La conductivité est également fonction de la température de l'eau : elle est plus importante lorsque la température augmente. Les résultats de mesure doivent donc être présentés en termes de conductivité équivalente à 20 ou 25°C. Les appareils de mesure utilisés sur le terrain effectuent en général automatiquement cette conversion. Ce paramètre doit impérativement être mesuré sur le terrain. La procédure est simple et permet d'obtenir une information très utile pour caractériser l'eau. Comme la température, des contrastes de conductivité permettent de mettre en évidence des pollutions, des zones de mélanges ou d'infiltration. La conductivité est également l'un des moyens de valider les analyses physico-chimiques de l'eau : la valeur mesurée sur le terrain doit être comparable à celle mesurée au laboratoire [12].

#### 4.4. Oxygène dissous

Les concentrations en oxygène dissous (OD) constituent, avec les valeurs de pH, l'un des plus importants paramètres de la qualité de l'eau. La concentration en OD varie de manière journalière et saisonnière car elle dépend de nombreux facteurs tels que la pression partielle en oxygène de l'atmosphère, la température de l'eau, la salinité, la pénétration de la lumière et

l'agitation de l'eau. Globalement, plus la concentration en OD n'est proche de la saturation, plus l'aptitude de la rivière à absorber la pollution est grande. Cette concentration peut être exprimée en mg d'O<sub>2</sub> par litre ou en % de saturation en oxygène. Une faible teneur en OD provoque une augmentation de la solubilité des éléments toxiques qui se libèrent des sédiments. Des teneurs supérieures indiquant une eutrophisation du milieu, se traduisent par une activité photosynthétique intense [11].

#### 4.5. Dureté totale

La dureté totale d'une eau est produite par les sels de calcium et de magnésium qu'elle contient. On distingue: une dureté carbonatée qui correspond à la teneur en carbonates et bicarbonates de Ca et Mg et une dureté non carbonatée produite par les autres sels. La dureté est mesurée par le titre hydrotimétrique exprimé en °F (degré français); 1°F correspond à 10 mg de carbonate de Calcium dans 1 litre d'eau. Elle résulte principalement du contact des eaux souterraines avec les formations rocheuses : Le calcium dérive de l'attaque du CO<sub>2</sub> dissout par les roches calcaires (dolomies) ou de la dissolution sous forme de sulfate dans le gypse. La dureté d'une eau naturelle dépend de la structure géologique des sols traversés. Dans les échantillons analysés, ce paramètre présente une grande variation d'un puits à l'autre qui serait liée à la nature lithologique de la formation géologique de la nappe phréatique et en particulier à sa composition en magnésium et en calcium.

Eléments en solution (éléments caractéristiques): il s'agit du sodium (Na<sup>+</sup>), du potassium (K<sup>+</sup>), de magnésium (Mg<sup>2+</sup>), des chlorures (Cl<sup>-</sup>), des nitrates (NO<sub>3</sub><sup>-</sup>) et des sulfates (SO<sub>4</sub><sup>2-</sup>). Ce sont les éléments majeurs, dont les concentrations dépendent de leurs solubilités dans l'eau. Une forte teneur en chlorure peut indiquer une pollution. Les eaux naturelles contiennent pratiquement des chlorures et des sulfates. Les eaux sont traitées au sulfate d'aluminium ajouté lors du traitement de coagulation, bien qu'une légère fraction d'ions SO<sub>4</sub><sup>2-</sup> soit entraînée par absorption avec le floc [1].

#### 4.6. Alcalinité

Caractérise la possibilité qu'a une eau à maintenir son pH constant. Ainsi un ajout d'une petite quantité d'acide faible dans une eau pure provoque automatiquement une baisse sensible du pH. Une eau alcaline sera capable de neutraliser cet acide et donc de maintenir son pH plus ou moins constant. L'Alcalinité mesure la quantité de composés alcalins dans l'eau, tels que les carbonates (CO<sub>3</sub><sup>2-</sup>), bicarbonates et hydroxydes. Elle se détermine par acidimétrie et se caractérise par deux paramètres : le titre alcalimétrique (TA) qui correspond à la première

neutralisation des ions carbonates et le titre alcalimétrique complet (TAC) qui correspond à la neutralisation de la totalité des espèces carboniques dissociées. L'alcalinité est habituellement donnée dans l'unité mEq/l (milliéquivalents par litre) [13].

#### 4.7. Matières dissoutes totales

Matières dissoutes totales (MDT) est un terme polyvalent qui peut englober n'importe quel nombre de contaminants inorganiques dissous et de petites quantités de matières organiques dans l'eau. En général, une matière solide est considérée comme dissoute, plutôt qu'en suspension, si elle parvient à traverser un filtre très fin. La taille des pores de ce filtre se situe entre 0,45 et 2 micromètres, selon la méthode d'analyse utilisée. Si la matière traverse le filtre, elle est incluse dans le calcul des MDT; si elle ne traverse pas, elle est comprise dans le total des solides en suspension (TSS). Habituellement, les MDT comprennent le calcium, le magnésium, le sodium, le potassium, les carbonates, le chlore, les sulfates et les nitrates. Elles sont facilement mesurables sur le terrain grâce à la conductivité, la valeur obtenue étant convertie en concentration (mg/L) à l'aide d'un facteur de conversion propre au type d'eau en question. De façon générale, ces matières dissoutes ne sont pas considérées comme un problème pour la santé [14].

#### 4.8. La Turbidité

Selon REJSEK (2002), la turbidité représente l'opacité d'un milieu trouble. C'est la réduction de la transparence d'un liquide due à la présence de matières non dissoutes. Elle est causée, dans les eaux, par la présence de matières en suspension (MES) fines, comme les argiles, les limons, les grains de silice et les microorganismes. Une faible part de la turbidité peut être due également à la présence de matières colloïdales d'origine organique ou minérale. Les unités utilisées pour exprimer la turbidité proviennent de la normalisation ASTM (American Society for Testing Material) qui considère que les trois unités suivantes sont comparables :

Unité JTU (Jackson Turbidity Unit) = unité FTU (Formazine Turbidity Unit) = unité NTU (Nephelometric Turbidity Unit).

### 5- CHAÎNE DE TRAITEMENT

Le traitement d'une eau brute dépend de sa qualité. La potabilisation d'une eau de surface nécessite de faire appel à un ensemble de procédés de traitement extrêmement divers qu'il faut assembler dans un ordre déterminé. 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. Ces processus

peuvent être physiques comme la décantation, chimique comme la désinfection ou la coagulation, ou biologique tel que la filtration. Le traitement classique et complet d'une eau s'effectue en plusieurs étapes, il concerne plus spécialement les eaux de surface, dont certaines eaux (souterraines) ne sont pas nécessaires mais doivent également être traitées.

Suivant les circonstances, ces deux types de traitement sont différents, mais de toute façon, ils présentent des points communs. Le facteur commun de tous les processus de traitement de l'eau est d'enlever les contaminants existants dans l'eau, afin d'améliorer la qualité de l'eau avant usage [5].

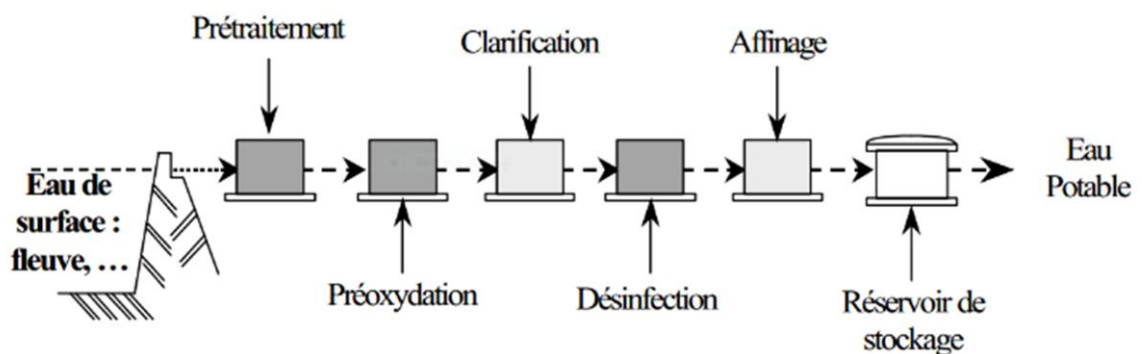


Fig.1.3.Chaîne de traitement [11].

### 5.1. Pré-traitement

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 pré-traitements de l'eau de surface. Dans le cas d'une eau potable, les pré-traitements 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 [15].

## 5.2. Pré-oxydation

Après l'étape de prétraitement, on peut y adjoindre une pré-oxydation ; procédé chimique essentiel à tout traitement des eaux, elle est aussi incluse en fin de filière de désinfection. On a donc une eau relativement propre mais qui contient encore des particules colloïdales en suspension et des matières organiques en solution non dangereuse [15]. Celle-ci peut être faite de trois façons différentes:

- ✓ ajout de chlore ou pré-chloration.
- ✓ ajout de dioxyde de chlore.
- ✓ ajout d'ozone ou pré-ozonation.

Le chlore est le réactif le plus économique. Il présente l'inconvénient de former des composés organochlorés avec certains micropolluants qui peuvent avoir des effets nocifs sur la santé humaine (le goût et l'odeur sont désagréables). Il faut donc éviter une pré-chloration dans le cas d'une eau brute fortement chargée en matière organiques.

L'oxydation par le dioxyde de chlore n'a pas les inconvénients de l'oxydation par le chlore, il s'applique quel que soit le type d'eau à traiter (pas d'influence du pH), et son action sur la matière organique naturelle conduit à des productions beaucoup plus faibles de composés organo-halogénés indésirables responsables entre autres des goûts et odeurs. En effet, l'utilisation de ce produit, lui aussi, a des inconvénients non négligeables. Cependant, le dioxyde de chlore est sans effet sur l'ammonium. Il se décompose à la lumière, ce qui entraîne une augmentation importante du taux de traitement à appliquer en période d'ensoleillement. Bien qu'il soit un très bon oxydant pour le Fer et le Manganèse, mais il ne peut pas être une solution économique. Il représente une alternative intéressante par rapport au chlore au point de vue qualité de l'eau.

L'ozone est énormément utilisé pour le traitement de l'eau potable grâce à ses excellentes qualités de désinfection et d'oxydation. L'ozone peut être utilisé pour différents objectifs dans les systèmes de traitement, tels que pour une pré-oxydation, une oxydation intermédiaire, une amélioration de clarification ou une désinfection finale. Généralement, il est recommandé d'utiliser l'ozone pour la pré-oxydation avant la filtration. Cette combinaison a plusieurs avantages: l'élimination de la matière organique et inorganique, l'élimination des micropolluants, tels que les pesticides, une élimination de la couleur plus importante, l'élimination des goûts et des odeurs et la diminution du taux de traitement (taux de coagulation) dans le procédé de clarification. Néanmoins, certaines algues résistent à l'ozone. De plus, il est coûteux [5].

### 5.3. Clarification

La clarification est l'ensemble des opérations permettant d'éliminer les MESs (minérales et organiques) d'une eau brute ainsi que des matières organiques dissoutes. 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) [16].

### 5.4. 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. 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 ammoniacque. 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 [16].

## 5.5. 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. L'eau de pluie contient naturellement du  $\text{CO}_2$ . Quand celle-ci traverse les couches d'humus, riches en acides, elle peut s'enrichir fortement en  $\text{CO}_2$ . Lors de sa pénétration dans un sol calcaire, c'est-à-dire riche en  $\text{CaCO}_3$ , elle se charge en  $\text{CaO}^{2+}$  et en ions  $\text{HCO}^{3-}$ . En fait, le calcium est dissous par l'eau chargée en  $\text{CO}_2$ . On dit qu'elle est entartrant ou incrustante. En revanche, quand l'eau de pluie traverse une roche pauvre en calcium (région granitique), elle reste très chargée en  $\text{CO}_2$  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  $\text{CO}_2$  par aération. Du fait de l'élimination du  $\text{CO}_2$ , 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 [17].

## 6. METHODES DE CONTROLE DES EAUX

### 6.1. Contrôle physico-chimique

L'analyse physico-chimique fait connaître les emplois auxquels convient une eau donnée. Elle décèle les eaux qui risquent d'exercer une action chimique sur les canalisations, et facilite la mise au point des traitements qui supprimeront les inconvénients révélés. Il consiste à mesurer les paramètres physiques (la température et la turbidité) et les paramètres physico-chimique (la conductivité, le pH, le potentiel redox, l'oxygène dissous etc...) pour avoir des informations sur les éléments qui constituent une eau. La mesure de la conductivité électrique [ $\mu\text{S}/\text{cm}$  à une  $T^\circ$  de référence], par exemple, permet d'évaluer la minéralisation globale d'une eau du fait que les ions présents celle-ci électriquement conductrice, alors que la mesure de l'oxygène dissous [ $\text{mg}/\text{l}$ ] permet de fournir des informations concernant la dégradation de substances organiques (réactions biochimique), la provenance de l'eau et la mobilisation potentielle de certains métaux, etc... [18].

### 6.2. Les systèmes de surveillance

La surveillance permanente des processus de traitement implique la mesure en continu d'un certain nombre de paramètres à l'aide de capteurs. Ces paramètres peuvent être classer en deux grande familles : les paramètres usuels (température, débit, pression, etc...) et les paramètres spécifiques (T, C, Ph, etc...). La mesure en continu de ces paramètres permet de libère l'opérateur de routine et d'optimiser les traitements en réduisant les temps de réponse dans les stations de traitement de l'eau, l'évolution de la qualité de l'eau brute est relativement lente. En revanche, les variations des quantités à traiter, qui dépendent de la demande en eau potable, sont très importantes, et le débit est généralement un paramètre clé dans l'automatisation des installations [18].

## 7. LES CAPTEURS

### 7.1. Définition

Un capteur est un organe de prélèvement d'information qui élabore à partir d'une grandeur physique, une autre grandeur physique de nature différente (très souvent électrique).

Cette grandeur représentative de la grandeur prélevée est utilisable à des fins de mesure ou de commande. Un système de mesure comprend un ensemble d'éléments importants, talque montre en Fig.1.4. La grandeur physique à mesurer (appelée mesurande) est une valeur analogique qui n'est généralement pas exploitable directement [19].

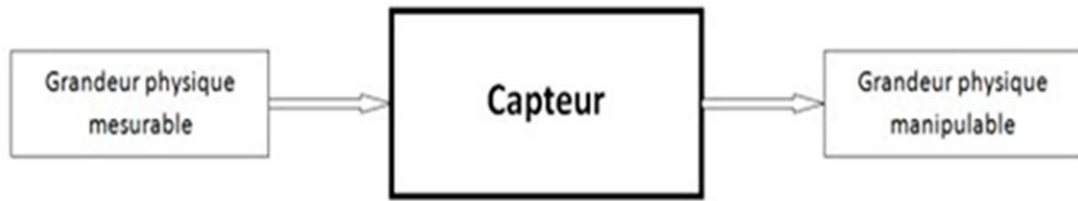


Fig.1.4. Structure d'un capteur [19].

## 7.2. Principe de fonctionnement

La grandeur à mesurer est appelée mesurande ( $m$ ). Le rôle du capteur est donc de convertir ( $m$ ) en une grandeur électrique qu'on appellera la mesure ( $s$ ) [20], et qui peut être une impédance (on parle dans ce cas de capteurs passifs) ou une charge, un courant ou une différence de potentiel (ddp) (on parle ici de capteurs actifs).

On parle aussi de transducteur. Il permet de transformer la grandeur physique d'entrée (le mesurande) en une autre grandeur physique de sortie ou en un signal électrique.

La fonction  $s = F(m)$  dépend souvent d'autres grandeurs physiques propres à l'environnement (température, humidité,...etc.). Ces grandeurs sont appelées grandeurs d'influence.

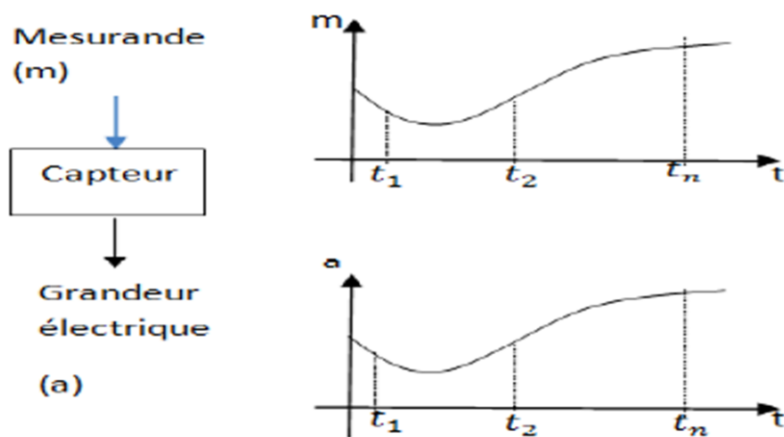


Fig.1.5. Principe d'un capteur [21].

Généralement, on obtient une grandeur de sortie du type électrique. Elle peut être soit:

- ✓ Une charge.
- ✓ Une tension.
- ✓ Un courant.
- ✓ Une impédance (R, L, C).

En général, le signal délivré par le capteur n'est pas directement utilisable et a besoin d'être amplifié et adapté. L'ensemble des circuits et appareils qui assure ces opérations est appelé chaîne de mesure et du traitement du signal.

### 7.3. Les différentes familles des capteurs

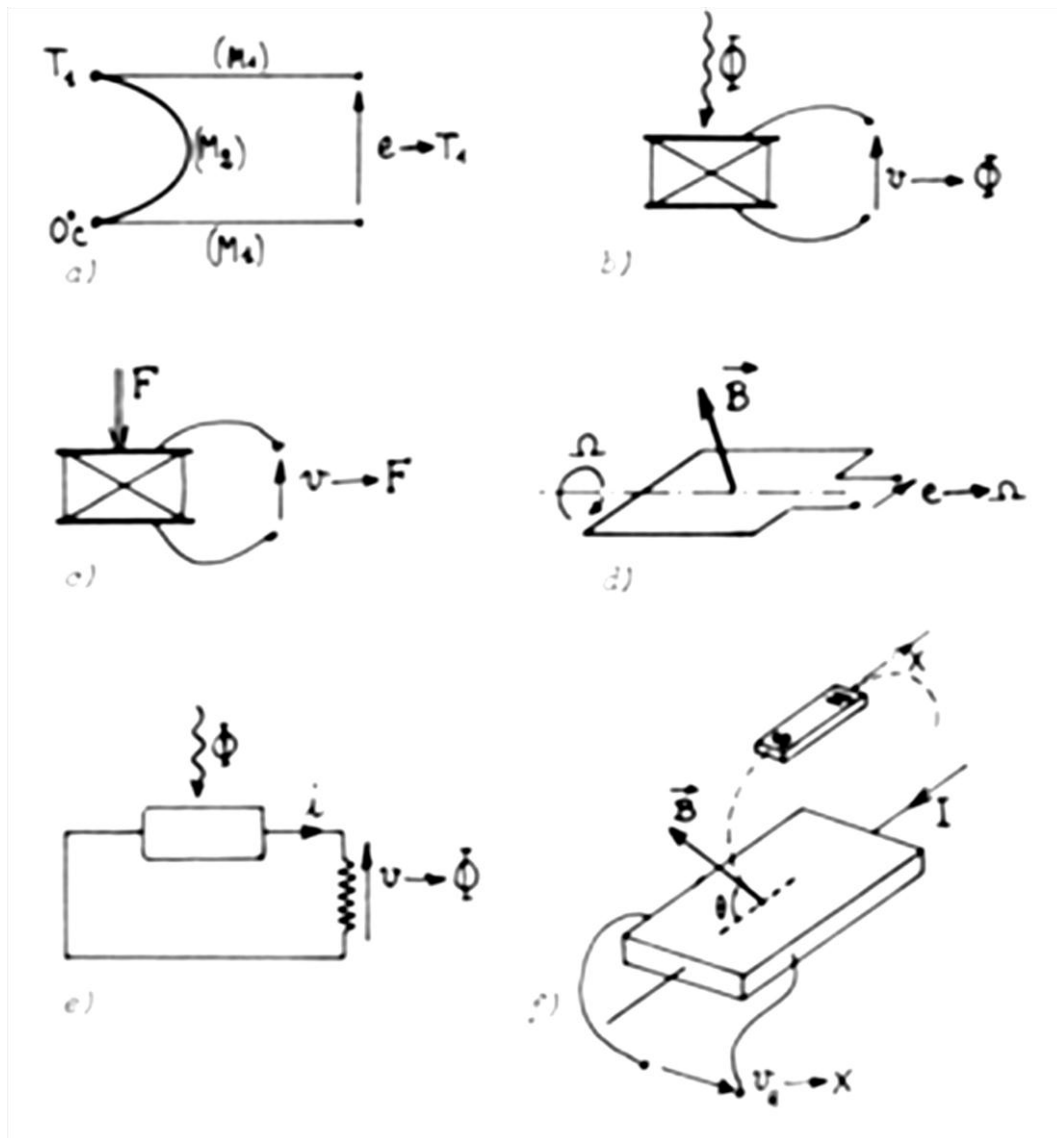
Si l'on s'intéresse aux phénomènes physiques mis en jeu dans les capteurs, on peut classer ces derniers en deux catégories [22].

#### 7.3.1. Capteurs actifs

Fonctionnant en **générateur**, un capteur actif est généralement fondé dans son principe sur un effet physique qui assure la conversion en énergie électrique de la forme d'énergie propre à la grandeur physique à prélever, énergie thermique, mécanique ou de rayonnement. Les plus importants parmi ces effets sont regroupés dans le tableau suivant :

Tableau.1.2. Capteurs actifs : principes physiques de base.

Grandeur physique mesurée	Effet utilisé	Grandeur de sortie
Température	Thermoélectricité	Tension
Flux de rayonnement optique	Photoémission	Courant
	Effet photovoltaïque	tension
	Effet photo-électrique	tension
Force	Piézo-électricité	Charge électrique
Pression		
Accélération	Induction électromagnétique	tension
Vitesse		
Position (Aimant)	Effet Hall	tension
Courant		



(a) thermoélectricité, (b) pyroélectricité, (c) piézoélectricité, (d) induction électromagnétique, (e) photoélectricité, (f) effet Hall.

Fig.1.6. Exemples d'application d'effets physiques à la réalisation des capteurs actifs [21].

### 7.3.2. Capteurs passifs

Il s'agit généralement d'impédance dont l'un des paramètres déterminants est sensible à la grandeur mesurée. Dans l'expression littérale d'une impédance sont présents des termes liés d'une part à sa géométrie et à ses dimensions, d'autre part aux propriétés électriques des matériaux : résistivité  $\rho$ , perméabilité magnétique  $\mu$ . Constante diélectrique. Tableau.1.3 donne un aperçu des divers mesurandes susceptibles de modifier les propriétés électriques de matériaux employés pour la réalisation de capteurs.

Tableau.1.3. Capteurs passifs : principes physiques et matériaux.

Grandeur mesurée	Caractéristique électrique sensible	Type de matériau utilisé
Température	Résistivité	Métaux : platine, nickel, cuivre ...
Très basse température	Constante diélectrique	Verre
Flux de rayonnement Optique	Résistivité	Semi-conducteur
Déformation	Résistivité	Alliage de Nickel, silicium dopé
	Perméabilité magnétique	Alliage ferromagnétique
Position (aimant)	Résistivité	Matériaux magnéto résistants : bismuth, antimoine d'indium
Humidité	Résistivité	Chlorure de lithium
	Constante diélectrique	Alumine ; polymères.
Niveau	Constante diélectrique	Liquides isolants.

#### 7.4. L'emplacement d'un capteur

Pour obtenir une image d'une grandeur physique, on fait appel à une chaîne de mesure qui peut faire intervenir plusieurs phénomènes différents. La mesure d'un débit, par exemple, peut se faire en plusieurs étapes [21,22] :

- ✓ Transformation du débit en une pression différentielle,
- ✓ Transformation de la pression différentielle en la déformation mécanique d'une membrane.
- ✓ Transformation de la déformation mécanique en une grandeur électrique (à l'aide d'un piézo-électrique) via un circuit électronique associé. L'ensemble de ces étapes constitue la chaîne de mesure.

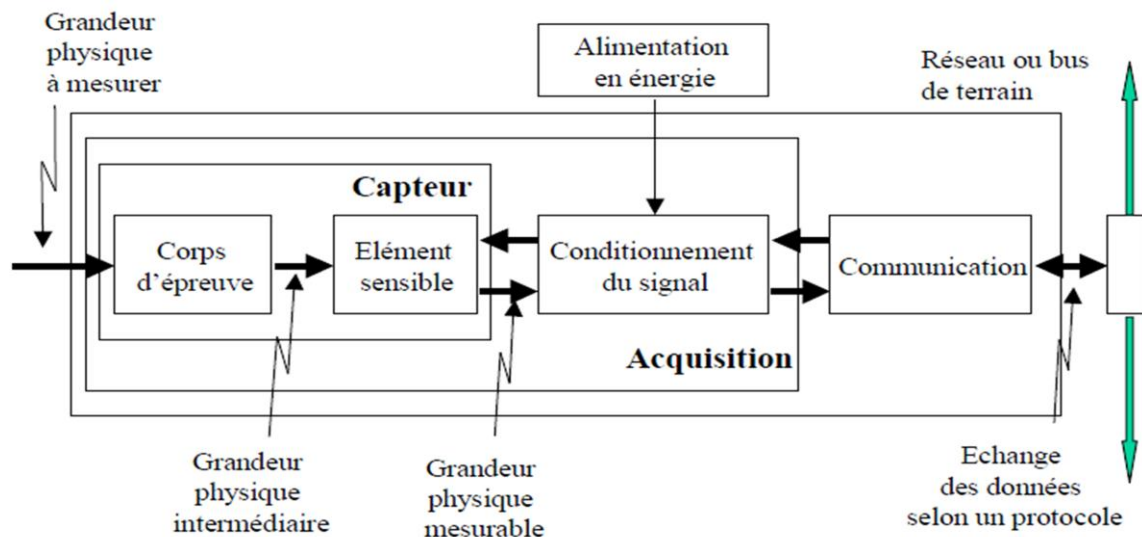


Fig.1.7. Constitution d'une chaîne de mesure classique [21].

Le corps d'épreuve est l'élément influencé par la grandeur physique à mesurer. Il convertit cette grandeur en une autre grandeur physique intermédiaire, très souvent un déplacement.

L'élément sensible convertit cette grandeur en une grandeur mesurable, le plus souvent une grandeur électrique.

Le circuit qui assure le conditionnement du signal, sert à traiter la grandeur mesurable pour délivrer un signal de sortie ayant des caractéristiques spécifiées. Les fonctions assurées peuvent être multiples de la simple mise en forme et adaptation du signal à un traitement élaboré de corrections des grandeurs d'influence.

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

### 7.5. Types des grandeurs physiques [21]

On peut classer les grandeurs physiques en 6 familles. Chaque capteur s'associera à l'une de ces 6 familles :

- ✓ Mécanique : déplacement, force, masse, pression, débit.
- ✓ Thermique : température, capacité thermique, flux thermique.
- ✓ Electrique : courant, tension, charge, impédance, diélectrique.

- ✓ Magnétique : champ magnétique, perméabilité, moment magnétique.
- ✓ Radiatif : lumière visible, rayons X, micro-ondes.
- ✓ Biochimique : humidité, gaz, sucre, hormone.

## 7.6. Transformation de la grandeur physique

### 7.6.1. Transformation directe

Les variables physiques sont en général traduisibles directement en variables électriques.  
Exemple : le couple thermoélectrique ou certaines sondes de mesure de pH.

### 7.6.2. Transformation indirecte

Les variables mécaniques et certaines variables physiques nécessitent une transformation préalable permettant la traduction en grandeur électrique.

Exemple : Jauge de Contrainte [23].

## 7.7. Caractéristiques d'entrée-sortie d'un capteur

Elle donne la relation d'évolution de la grandeur de sortie en fonction de la grandeur d'entrée. Elle est donnée classiquement par une courbe en régime permanent. Elle ne donne pas d'informations sur les caractéristiques transitoires du capteur.

### ✓ Sensibilité

Elle détermine l'évolution de la grandeur de sortie en fonction de la grandeur d'entrée en un point donné. C'est la pente de la tangente à la courbe issue de la caractéristique du capteur.

Dans le cas d'un capteur linéaire, la sensibilité du capteur est constante :

$$\text{Sensibilité} = \frac{\Delta(\text{grandeur de sortie})}{\Delta(\text{mesurande})}$$

Il faut noter que la sensibilité d'un capteur peut être fonction du conditionneur auquel il est associé.

### ✓ Finesse

C'est la qualité d'un capteur à ne pas venir modifier, par sa présence, la grandeur à mesurer. Cela permet d'évaluer l'influence du capteur sur la mesure. On la définit non seulement vis à vis du capteur mais aussi vis à vis de l'environnement d'utilisation du capteur.

Par exemple, dans le cas d'une mesure thermique, on cherchera un capteur à faible capacité calorifique vis à vis des grandeurs l'environnant. La finesse et la sensibilité sont en général antagonistes. Il peut y avoir un compromis à faire. Pour un capteur d'induction B, un capteur à forte perméabilité sera très sensible, par contre sa présence aura tendance à perturber les lignes de champ et la mesure de l'induction ne sera pas celle sans capteur, d'où une mauvaise finesse. Mais cette erreur peut être évaluée en vue d'une correction post-mesure et ainsi faire abstraction de la présence du capteur.

### ✓ Linéarité

Zone dans laquelle la sensibilité du capteur est indépendante de la valeur du mesurande. Cette zone peut être définie à partir de la définition d'une droite obtenue comme approchant au mieux la caractéristique réelle du capteur, par exemple par la méthode des moindres carrés. On définit à partir de cette droite l'écart de linéarité qui exprime en % l'écart maximal entre la courbe réelle et la droite approchant la courbe.

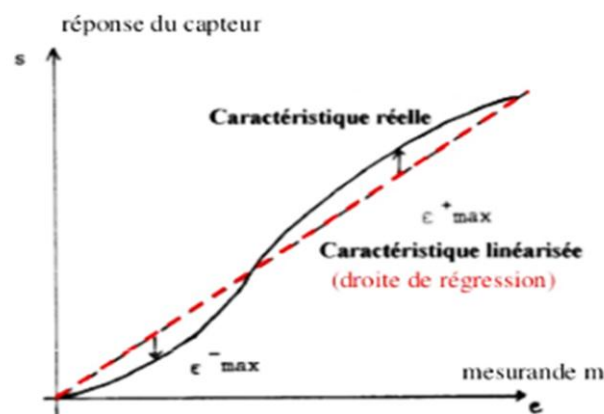


Fig.1.8. Exemple de linéarisation de caractéristiques [22].

### ✓ Rapidité

C'est la qualité d'un capteur à suivre les variations du mesurande. On peut la chiffrer de plusieurs manières :

- ✓ Bande passante du capteur. (à  $-3$  dB par exemple).
- ✓ Fréquence de résonance du capteur.
- ✓ Temps de réponse (à  $x\%$ ) à un échelon du mesurande.

### ✓ Temps de réponse

C'est l'aptitude d'un capteur à répondre aux variations du mesurande avec le temps. Si on prend, par exemple, notre thermomètre affichant 20°C et on le place dans un four à 100°C, il prendra un certain temps  $\tau$  pour afficher 100°C :  $\tau$  est appelé temps de réponse.

## 7.8. Caractéristiques d'un capteur

### ✓ Fidélité

Elle définit la qualité d'un capteur à délivrer une mesure répétitive sans erreurs. L'erreur de fidélité correspond à l'écart type obtenu sur une série de mesures correspondant à un mesurande constant.

### ✓ Justesse

C'est l'aptitude d'un capteur à délivrer une réponse proche de la valeur vraie et ceci indépendamment de la notion de fidélité. Elle est liée à la valeur moyenne obtenue sur un grand nombre de mesures par rapport à la valeur réelle.

### ✓ Précision

Elle définit l'écart en % que l'on peut obtenir entre la valeur réelle et la valeur obtenue en sortie du capteur. Ainsi un capteur précis aura à la fois une bonne fidélité et une bonne justesse.

### ✓ Incertitude

C'est la marge d'erreur  $\Delta R$  entre la valeur donnée par l'appareil de mesure et la vraie valeur du mesurande. L'erreur relative donne une meilleure appréciation sur l'incertitude d'un appareil de mesure.

## 8. MESURE DES PARAMETRES DE POTABILITE

### 8.1. Mesure de la température

La température de l'eau est généralement mesurée à l'aide d'un thermomètre à résistance afin de pouvoir être transmise à distance. La croissance de la résistivité des métaux avec la température sera utilisée. Le courant électrique traversant une telle résistance alimentée sous tension sera donc inversement proportionnel à la température du milieu environnant.

## 8.2. Mesure de la turbidité

La turbidité est mesurée lorsqu'un faisceau lumineux vient toucher la surface de l'eau, en présence d'une cellule photorésistante (capteur de lumière) placée sensiblement perpendiculairement au faisceau incident. La lumière diffusée par les particules en suspension modifier l'éclairement de la cellule lorsque leur nombre est élevé. Généralement, les gammes de mesure s'étendent de 0 à 5000(NTU) unités néphéométriques de la turbidité.

## 8.3. Mesure de la conductivité

La mesure de la conductivité et de son inverse ; la résistivité, est simple puisqu'elle 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.

## 8.4. Mesure du pH

Sachant que le pH caractérise le cologarithme de la concentration d'ions  $H^+$  dans une solution, et qu'on va le déterminer à partir de la mesure de la différence de potentiel (ddp) entre deux électrodes particulières placées dans la solution à contrôler. Le couple d'électrodes (électrode de mesure et électrode de référence) le plus fréquemment rencontré est de verre et du calomel respectivement, qui présente des caractéristiques métrologiques très satisfaisantes. A chaque interface correspond un potentiel supposé invariant pendant la mesure, cependant au niveau de l'électrode de verre dont la membrane est très fine (0.2mm) on constate la possibilité d'une diffusion d'ions  $H^+$  dans un sens ou l'autre selon l'acidité de la solution à mesurer (Fig.1.9).

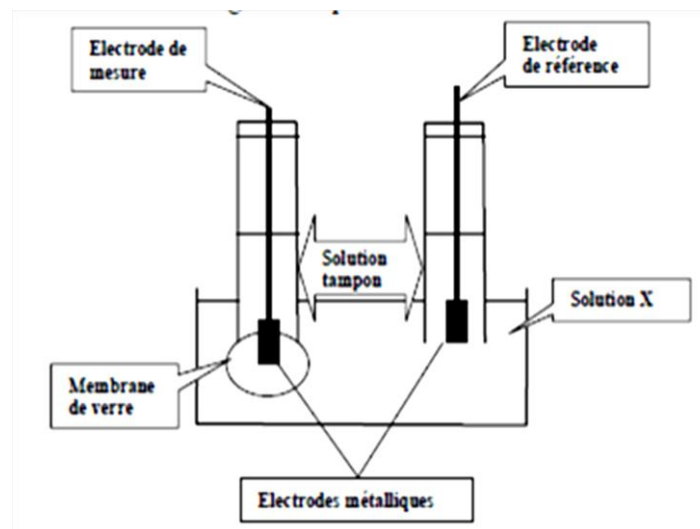


Fig.1.9. Mesure de pH [18].

### 8.5. Mesure d'oxygène dissous

Le capteur d'oxygène, utilisé pour la mesure d'oxygène dissous, présente une géométrie différente. C'est essentiellement un couple d'électrodes polarisables concentriques et séparées du milieu à tester par une membrane de polymère perméable au gaz. Une solution électrolytique appropriée (calomel) réalise un film de très faible épaisseur entre la membrane et la cathode.

L'oxygène diffusant à travers cette membrane est réduit au contact de la cathode sous l'effet d'une polarisation convenable ce qui se traduit par la création d'un courant directement proportionnel à la quantité d'oxygène.

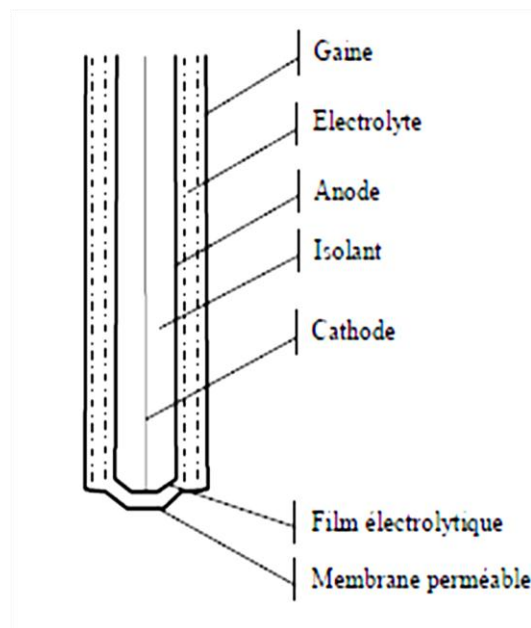


Fig.1.10. Sonde d'oxygène dissous [18].

## 9. LES CAPTEURS LOGICIELS

Les capteurs logiciels sont un outil précieux dans de nombreux domaines industriels. Ils sont utilisés pour résoudre un certain nombre de problèmes tels que les systèmes back-up, l'analyse d'hypothèses, la prévision en temps réel pour le contrôle de l'usine et les stratégies de diagnostic de défauts [24].

Dans cette partie de travail on s'intéresse à la conception d'un capteur logiciel qui permettant de fournir une information sur un paramètre à partir d'autres paramètres physicochimiques issus de capteurs physiques. L'intérêt aussi bien économique que technique, permet d'assurer un fonctionnement permanent et stable de l'analyse et la surveillance de l'état de l'eau. Le problème posé est vu comme un problème de régression [15].

### 9.1. Propriétés de capteur logiciel

✓ Ils représentent une alternative à faible coût au capteur physique. En effet, la disponibilité des analyseurs en ligne et des systèmes numériques qui sont à la fois utilisés pour la surveillance et le contrôle, donnent aux concepteurs et aux opérateurs les outils nécessaires à la conception et la mise en œuvre des capteurs logiciels, sans augmenter les coûts initiaux.

✓ Ils permettant la réalisation de réseaux de surveillance plus complets.

✓ Ils peuvent travailler en parallèle avec des capteurs physiques, donnant des informations utiles pour les tâches de détection de défaut, permettant ainsi la réalisation de processus plus fiables.

✓ Ils peuvent facilement être implantés dans des micro-informatiques et réajustés lorsqu'il y a un changement dans les paramètres du système.

✓ Ils permettent d'estimer en temps réel des données et de diminuer les retards introduits par des capteurs physiques lents, améliorant ainsi la performance des stratégies de contrôle.

### 9.2. Méthodologie de développement du capteur logiciel [17]

Expérimentalement, on a pu constater que la relation entre la matière en suspension et les caractéristiques de l'eau brute (PH, T, O<sub>2</sub>, C,...) est fortement non linéaire .parmi les différent type de modèle comportement possibles, le modèle à base de réseau de neurones possède l'avantage de pouvoir intrinsèquement décrire des relations non linéaires entre les variables d'entrées et celles de sorties d'un système.

Dans une premier partie de l'étude, une analyse des données expérimentales (paramètres caractéristique de l'eau brute ).cette analyse a donc permis de définir les variable d'entrée du réseau .une deuxième partie, a été consacrée à l'identification de poids ou paramètre affectés aux connections du réseau cette étape connue sous le terme d'apprentissage n' est autre qu'une étape d'identification des paramètres d'un modèle non linéaire. Pour cela les données ont été séparées en deux groupes :

Un groupe de données constituant la base d'apprentissage sur lesquelles la détermination des poids et un groupe de donnée de test non utilisées lors de la phase d'apprentissage mais servant a (tester) le réseau lors d'une phase de reconnaissance une fois que les poids ont été déterminés.

## **CONCLUSION**

Dans ce chapitre nous nous avons parlé de l'eau d'une manière générale et plus précisément de l'eau potable, de son traitement, surveillance, des paramètres souvent mesurés pour une surveillance efficace et cette ressource précieuse, que ce soit dans son état brute ou dans les différents procédés de la chaîne de traitement. Un rappel sur les capteurs, les capteurs appliqués au domaine de contrôle et de surveillance des eaux potables ainsi que les capteurs logiciels développés à l'aide des méthodes d'apprentissage statistique.

L'objet du chapitre suivant, nous introduisons la notion des techniques d'apprentissage statistique appliquées au développement des capteurs logiciels pour la surveillance de la qualité de l'eau.

# Chapitre II

## Techniques D'apprentissage Statistique

### INTRODUCTION

La résolution des problèmes par la construction de machines capables d'apprendre à partir des entrées et des sorties, caractérise l'approche fondamentale de la théorie d'apprentissage (*Machine Learning*). Le problème typique de la théorie de l'apprentissage statistique se résume dans le contexte où des données engendrées par une distribution de probabilité (phénomène physique).

Les réseaux de neurones artificiels (RNAs) sont composés d'éléments simples (ou des neurones). On peut entraîner un réseau de neurones pour une tâche spécifique (reconnaissance de forme par exemple) en ajustant les valeurs des connections (ou poids) entre les différents neurones.

Nous allons présenter dans ce chapitre une étude générale sur les réseaux de neurones artificiels, le passage du modèle biologique au modèle artificiel, le protocole d'apprentissage, les différentes architectures de ces réseaux, ainsi que les réseaux de neurones bouclés et non bouclés. Nous allons présenter un exemple usuel de RNA tel que perceptron multi couche (PMC). Et aussi nous allons présenter une généralité sur les machine d'apprentissage extrême (Extrême Learning Machine (ELM)), leur principe de fonctionnement, on terminer notre chapitre par leur caractéristiques principales.

### 1. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

#### 1.1. Historique

Le concept du réseau de neurones n'est pas nouveau, l'idée était de concevoir un système ayant comme tâche de modéliser la biophysologie du cerveau. Cette modélisation tente d'expliquer comment le cerveau opère et fonctionne. Le but de la recherche sur les réseaux de neurones n'est pas de créer des machines qui traitent l'information plus rapidement que les calculateurs traditionnels, mais c'est de créer des machines qui se montrent supérieures dans les domaines où le cerveau humain dépasse ces calculateurs.

En 1943, culloch et pitts adoptèrent les affirmations de james (1890) et formalisèrent une description du neurone qui est l'élément fondamental de tous les réseaux .en 1949, hebb introduit la notion de (plad'sticit  synaptique), c'est -à-dire, le m canisme de modification progressive des couplages entre neurones responsable de changements parmanents de leurs propri t s collectives, ce qu'on appelle (apprentissage). en 1969, Minsky et papert d montr rent, dans leur ouvrage intitul  "perceptrons ", un certain nombre de th or mes sur les limitations d'un r seau mono-couche et conclurent que ces limitations se g n ralisent pour les r seaux multicouches. Ceci a pouss  de nombreux chercheurs   abandonner cette voie pour se diriger vers l'intelligence artificielle qui semblait un domaine plus prometteur.

Dans le d but des ann es 80, les travaux, de Rosenblett sur le perceptron et ceux de Widrow et Hoff sur les algorithmes adaptatifs sont s'av rent les plus importants.

Aujourd'hui, il y a deux groupes de chercheurs; le premier est constitu  des biologistes, physiciens et psychologues, dont le but est de d velopper un mod le neuronal qui imite d'une mani re plus efficace (avec la pr cision voulue) le comportement du cerveau, les architectures avec lesquelles les neurones peuvent  tre interconnect s pour forme des r seaux dont les capacit s de traitement seraient plus puissantes.

## 1.2. Notion de neurone biologique

La compr hension et la mod lisation du cerveau ont permis d'isoler le composant cellulaire de base du cerveau appel  neurone, qui est l'unit  de traitement de l'information dont les constituants sont les synapses, les dendrites, le noyau et l'axone (Fig.2.1)

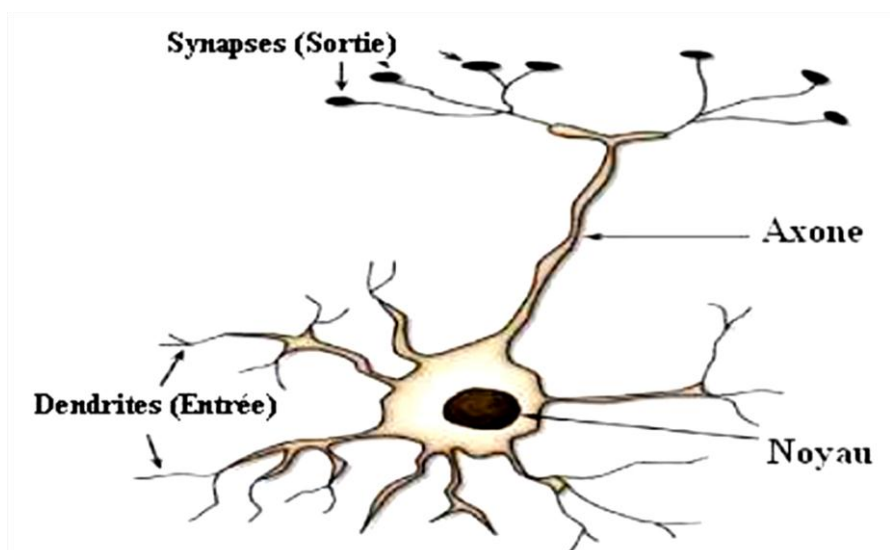


Fig.2.1. Structure d'un neurone biologique.

Chaque neurone reçoit un ensemble de potentiels excitateurs ou inhibiteurs, par l'intermédiaire des synapses qui le relient aux autres neurones, les dendrites calculent une somme pondérée de leurs entrées, selon le niveau d'activation obtenu, le noyau génère ou non un potentiel d'action qui se propage le long de l'axone. Ainsi, ce modèle biologique simple sert de base au modèle mathématique du neurone formel [25].

### 1.3. Définition des réseaux neurones

Le réseau est un graphe orienté et pondéré dont les nœuds sont des neurones formels, et les transitions sont des arcs pondérés appelés liens synaptiques. On appelle poids synaptiques la pondération d'un poids synaptiques.

Les neurones sont reliés entre eux par une connexion. L'architecture du réseau peut varier selon la structure de ces connexions. En général un réseau de neurone est défini comme étant l'association de plusieurs élément de traitement de l'information (neurones), interconnectés les uns aux autres suivant des modèles qui peuvent être complexe.

### 1.4. Fonctionnement des neurones [26]

D'une façon générale, le soma de neurones traite les courants électriques (information) qui lui proviennent de sa dendrite et il transmet le courant électrique résultant de ce traitement aux neurones auxquels il est connecté par l'intermédiaire de son axone.

D'après le modèle classique, le soma effectue une sommation des influx nerveux transmis par les dendrites. Si la sommation dépasse un seuil, le neurone répond par un influx nerveux ou potentiel d'action qui se propage le long de son axone .Si la sommation est inférieure à ce seuil, le neurone reste inactif.

Lorsqu'un potentiel d'action est parvenu à la synapse, il provoque à travers la membrane la libération d'un médiateur chimique celle-ci se diffuse jusqu'à la membrane de la dendrite qui provoque la naissance d'un potentiel.

#### 1.4.1. Neurone formel

Le neurone formel est le modèle mathématique du neurone biologique. Son travail consiste à faire une sommation pondérée de ses entrées provenant de l'extérieur ou de la sortie d'un autre neurone artificiel, le résultat obtenu est ensuite calculé en utilisant une fonction non linéaire, appelée fonction de seuil. La figure 2.2 montre le modèle d'un neurone artificiel.

$$V = w_0 + \sum_1^n (w_i x_i) \quad (2.1)$$

L'élément de base d'un réseau de neurone est bien entendu, le neurone artificiel. Un neurone contient deux éléments principaux :

- ✓ Un ensemble de poids associés aux connexions du neurone.
- ✓ Une fonction d'activation.

$$Y = f(V) = f\left(\sum_{i=1}^n (W_i x_i) + W_0\right) \quad (2.2)$$

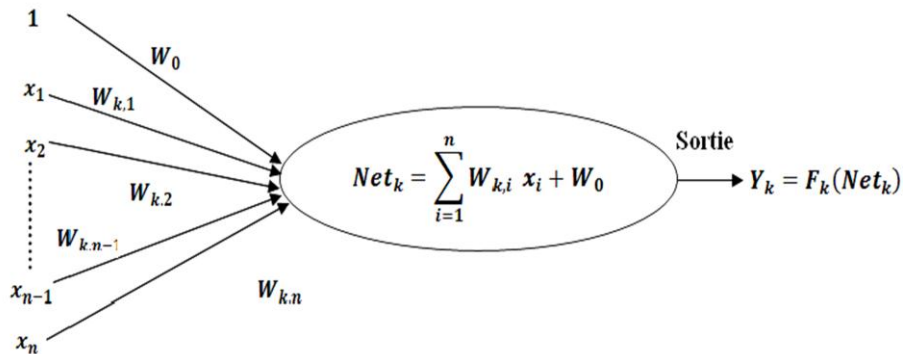


Fig.2.2. Structure générale d'un neurone formel.

Le choix de la fonction d'activation dépend de l'application. S'il faut avoir des sorties binaire, c'est la première fonction que l'on choisit habituellement [26].

Les paramètres du neurone sont :

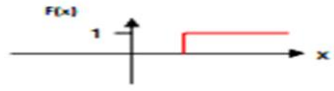
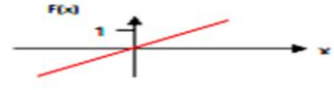

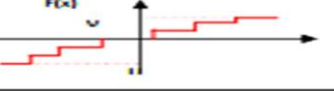
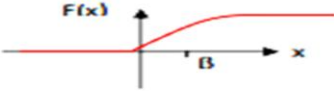
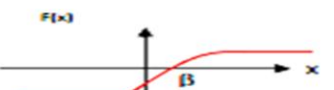

- $x_n$  : la  $n^{\text{eme}}$  entrée du  $k^{\text{eme}}$  neurone.
- $W_{kj}$  : poids associé à la  $j^{\text{eme}}$  entrée du neurone  $k$ .
- $Net_k = \sum_{i=1}^n W_{k,i} X_i + W_0$  : règle de propagation.
- $W_0$  : valeur d'offset ou biais interne.
- $F_k$  : fonction d'activation.
- $Y_k$  : sortie du neurone  $k$ .

### 1.4.2. Fonction d'activation

Cette fonction permet de définir l'état interne du neurone en fonction de ces entrées.

A titre d'exemple nous citons quelques fonctions souvent utilisées :

Tableau.2.1.Fonctions d'activation

(a) Fonction de Heaviside	
(b) Fonction linéaire sans saturation	
(c) Fonction linéaire avec seuil	
(d) fonction à seuils multiples	
(e) fonction sigmoïde $F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
(f) fonction sigmoïde bipolaire $F(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$	
(g) fonction stochastique	

## 1.5. Apprentissage

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux. Elle ne concerne cependant pas tous les modèles, mais les plus utilisés.

### 1.5.1. Définition

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet peu d'intérêt. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions.

L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Il est souvent impossible de décider à priori

des valeurs des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée. A l'issue de l'apprentissage, les poids sont fixés : c'est alors la phase d'utilisation.

Certains modèles de réseaux sont improprement dénommés à apprentissage permanent. Dans ce cas il est vrai que l'apprentissage ne s'arrête jamais, cependant on peut toujours distinguer une phase d'apprentissage (en fait de remise à jour du comportement) et une phase d'utilisation. Cette technique permet de conserver au réseau un comportement adapté malgré les fluctuations dans les données d'entrées.

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il a été défini deux grandes classes selon que l'apprentissage est dit supervisé ou non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissage dans le cas de l'apprentissage supervisé, les exemples sont des couples (Entrée, Sortie associée) alors que l'on ne dispose que des valeurs (Entrée) pour l'apprentissage non supervisé [27].

### 1.5.2. Types d'apprentissage

Il existe de nombreux types de règles d'apprentissage qui peuvent être regroupées en deux catégories :

#### ✓ Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé, un ensemble d'entrées et sorties adéquates sont utilisées pour former le réseau. Le réseau produit ensuite ses propres sorties. Ces sorties sont comparées avec les sorties correctes et la différence (erreur) est utilisée pour modifier les poids.

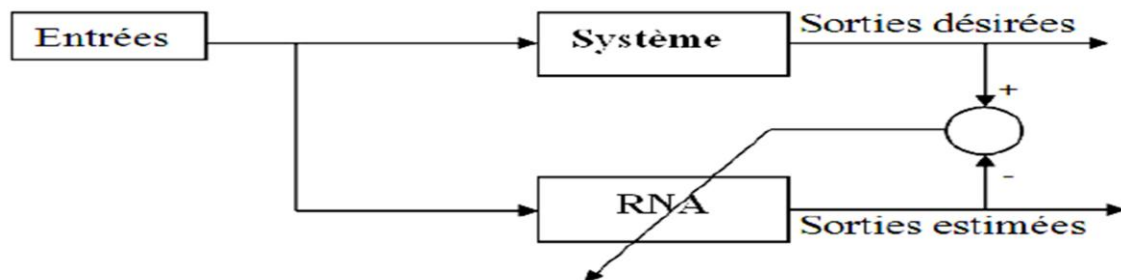


Fig.2.3. Apprentissage supervisé [27].

### ✓ Apprentissage non supervisé

Apprentissage non supervisé ou auto-organisation est l'endroit où un réseau développe ses propres règles de classification par l'extraction d'informations à partir des entrées présentées au réseau.

La formation des lots est l'endroit où les modifications apportées aux poids et les préjugés sont prises en fonction de l'application de l'ensemble ensemble d'entrée de vecteurs de données sur le réseau.

La formation progressive est l'endroit où les modifications apportées aux poids et les préjugés sont effectués après l'application de chaque vecteur de données d'entrée individuel. Formation incrémentielle est également considérée comme une formation en ligne ou de formation adaptative.

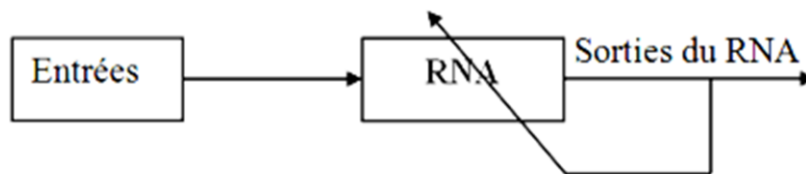


Fig.2.4. Apprentissage non supervisé [27].

## 1.6. Architecture des réseaux neurones artificiels

### 1.6.1. Réseau de neurone non bouclé

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonction algébrique de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Dans un tel réseau (Fig.2.5), le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les (connexions) entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique. Tout neurone dont la sortie est une sortie du réseau est appelé (neurone de sortie). Les autres, qui effectuent des calculs intermédiaires, sont des (neurones cachés) [28].

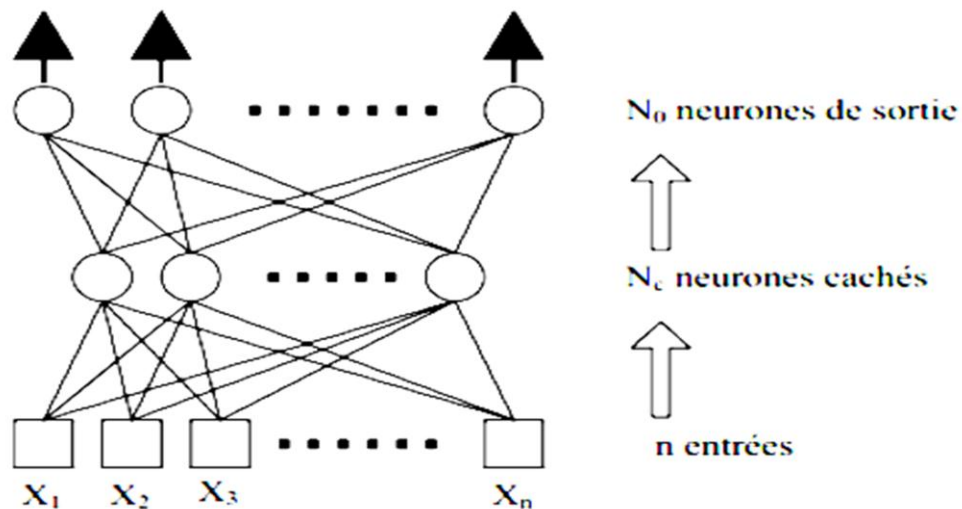


Fig.2.5. Réseaux neurones non bouclés [28].

### 1.6.2. Réseau de neurone bouclé

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de (cycle)). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération. Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arête de son graphe) est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés, un retard, multiple entier (éventuellement nul) de l'unité de temps choisie. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul. Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche.

Ces connexions sont le plus souvent locales. Pour éliminer le problème de la détermination de l'état du réseau par bouclage, on introduit sur chaque connexion (en retour) un retard qui permet de conserver le mode de fonctionnement séquentiel du réseau (Fig.2.6) [28].

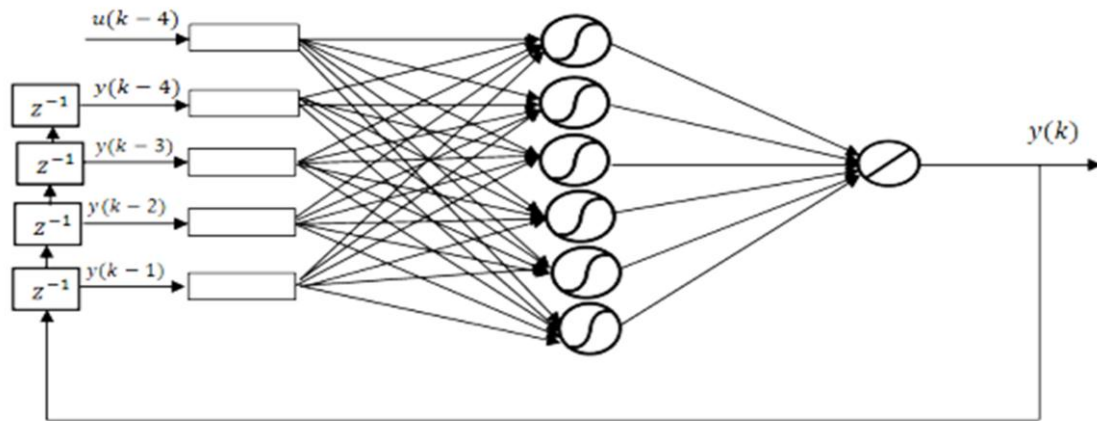


Fig.2.6. Réseau de neurones bouclé [28].

## 1.7. Quelques modèles des réseaux de neurones

### 1.7.1. Modèle Adaline

Le modèle d'adaline (Adaptatif Linear Neurone) de Widrow et Hoff est un réseau à trois couches : une d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Ce modèle est similaire au modèle de perceptron, seule la fonction d'activation change, mais reste toujours linéaire :

$$F(x) = x \quad [1]. \quad (2.3)$$

### 1.7.2. Perceptron Multi Couche (PMC)

C'est le réseau de neurones statique le plus utilisé. Les neurones sont arrangés par couche. Les neurones de la première couche reçoivent le vecteur d'entrée, ils calculent leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux même leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie. Chaque neurone dans la couche cachée est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante, et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche.

Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et il suit un apprentissage supervisé avec la règle de correction de l'erreur [29].

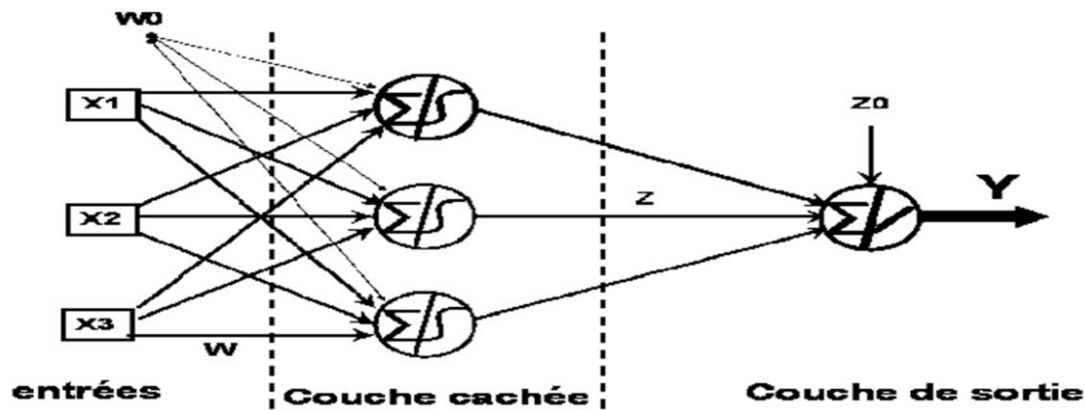


Fig.2.7. Perceptron Multi Couche [29].

La sortie du réseau a pour expression :

$$Y = g[ Z [ f (WX + W_0)] + Z_0] \quad (2.4)$$

Avec :

f et g les fonctions de transfert, des couches cachées et de sorties respectivement.

Y : sortie du réseau.

X : vecteur des entrées.

W : matrice des poids de connexions liant la couche d'entrée à la couche cachée.

$W_0$  : vecteur des biais des cellules de la couche cachée.

Z : matrice des poids des connexions liant la couche cachée à la couche de sortie.

$Z_0$  : vecteur des biais des cellules de la couche de sortie.

### 1.7.3. Les réseaux de fonctions à base radiale (RBF)

Pour des raisons de simplicité, on a décidé de faire une petite dualité entre le réseau RBF et le PMC, en précisant les ressemblances et les différences entre les deux types des réseaux. Ce choix est justifié par la popularité des PMCs et leur vaste utilisation dans les applications industrielles. Un réseau de neurone de type RBF est un PMC spéciale, son architecture est identique à celle d'un PMC a une seule couche cachée donc on peut dire qu'il prend toutes les caractéristiques d'un PMC simple sauf qu'il diffèrent en quelques points nous citons quelques-uns [6] :

**✓ Le nombre des couches cachées**

Un réseau RBF ne peut contenir qu'une seule couche cachée, son architecture est fixée pour tous les problèmes à étudier.

**✓ La fonction d'activation**

Le réseau RBF utilise toujours une fonction dite à base radiale centrée d'un point et munie d'un rayon.

**✓ Les poids synaptiques**

Les poids entre la couche d'entrée et la couche cachée dans les modèles neuronaux de type RBF sont toujours d'une valeur d'unité, c'est-à-dire que l'information inscrite sur la couche d'entrée sera retransmise sans distorsion vers les neurones de la couche cachée.

En ce qui concerne les ressemblances entre un réseau RBF et un PMC, on peut mentionner quelques points :

**✓ La fonction de sortie**

Généralement une simple fonction linéaire qui renvoie une sommation pondérée des valeurs calculées par les neurones de la couche cachée. Bien sûr, ce n'est pas toujours le cas, parfois l'utilisation d'autres fonctions pourrait être plus adéquate dans un problème donné.

**✓ Le sens des connexions**

Les connexions entre les couches suivent le même sens, on peut dire qu'elles ne sont pas récurrentes, et chaque neurone est entièrement connecté vers les neurones de la couche suivante.

**1.8. L'utilisation des réseaux de neurones [17]**

Les réseaux de neurones fournissent une technique pour obtenir la capacité traitement exigée en utilisant un grand nombre d'éléments de calcul simples fonctionnant en parallèle et c'est qui fait la puissance des réseaux de neurones , plusieurs défis et problèmes au quels ont fait face ingénieurs et scientifiques et dans les quelles RNA ont apportées une avance considérable et des solution fructueuses , et de ce succès les RNA sont devenus maintenant un vrais outil de résolution de problèmes , dont on citer quelques-uns :

**1.8.1. Classification**

La tâche de classification est d'assigner un modèle d'entrée (un signal vocale ou des caractères manuscrits) représenté par un vecteur de caractérisant une des classes préspecifiée. Des applications bien connues de la classification est la reconnaissance de caractères,

reconnaissance de la parole, classification des signaux EEG classification des cellules sanguines, l'inspection des circuits imprimés.

### 1.8.2. Catégorisation

Dans la catégorisation aussi connue comme la classification non supervisée, il n'y a pas de modèles d'apprentissage avec bien connue. L'algorithme de catégorisation explore et teste la similarité entre les différents modèles qui lui sont présentés, et place les modèles similaires dans une même catégorie.

### 1.8.3. Approximation de fonction

Plusieurs problèmes scientifiques et d'ingénieries requièrent l'approximation. Ayant un ensemble de  $N$  paires d'apprentissage (entrée-sortie), générées par une fonction inconnue  $M(x)$ , la tâche d'approximation de fonction est de trouver une estimation, disons, de la fonction inconnue  $M$ .

### 1.8.4. Régression

Ayant un ensemble de  $N$  échantillons dans une séquence temporelle déterminé, le but est de déterminer la valeur de à l'instant future. La prédiction est très utilisée dans la bourse, le contrôle des procédés, prévisions météorologiques.

### 1.8.5. Optimisation

Un problème d'optimisation peut généralement comprendre les éléments suivant :

- ✓ Un ensemble de variables indépendantes qui font référence à l'état du processus
- ✓ Une fonction objective (fonction de coup/erreur) qui doit être optimisé.
- ✓ Un ensemble de contraintes si elles existent bien sûr.

Le but de l'optimisation est de trouver un état qui satisfait ces contraintes de telle façon que la fonction objective soit optimisée.

### 1.8.6. Mémoire associative

La mémoire associative, peut être accédée par l'intermédiaire de sa contenance, et les données de cette mémoire peuvent être reconnues par cette dernière même si ils sont bruités ou seulement une partie d'un modèle d'entrée est disponible. E, g la récupération bibliographique des références d'une revue de l'information partielle, de ce fait la mémoire associative est très appréciée dans la construction des bases de données multimédia.

### 1.8.7. Contrôle

Considérons un système définie par la paire est le contrôle du système et  $Y(t)$  est la sortie résultante à l'instant  $t$ , (dans le contrôle adaptatif) le but est de générer une entrée de contrôle  $u(t)$  de façon que le système suit la sortie désirée déterminée par le modèle de référence.

## 2. MACHINE D'APPRENTISSAGE EXTREME (EXTREME LEARNING MACHINE)

L'apprentissage mécanique et intelligence artificielle n'ont apparemment jamais été aussi critiques et importantes pour les applications réelles telles qu'elles sont dans l'ère autonome et de grande taille des données d'aujourd'hui. Le succès de l'apprentissage machine et de l'intelligence artificielle repose sur la coexistence de trois conditions nécessaires: environnements informatiques puissants, riches et / ou de grandes données et des techniques efficaces d'apprentissage (algorithmes). La machine d'apprentissage extrême (ELM) comme une technique d'apprentissage émergente fournit une efficacité solutions unifiées aux réseaux avancés y compris mais sans s'y limiter (à la fois Multi-caché) réseaux de neurones, base radiale les réseaux de fonctions (RBF).

### 2.1. Fonctionnement

Le principe du réseau neuronal n'est pas modifié, mais le rôle de l'adaptation est reconsidéré, ainsi que le nombre de couches cachées qui se restreint à une seule couche. Ainsi, plutôt que d'ajuster tous les poids d'un réseau pour émuler une fonction, le réseau est constitué d'un grand nombre de neurones dans la couche interne. Les poids d'entrée sont initialisés aléatoirement une seule fois et restent avec cette valeur. L'adaptation, qui se fait en une seule fois aussi, porte donc uniquement sur les poids de la couche de sortie [30].

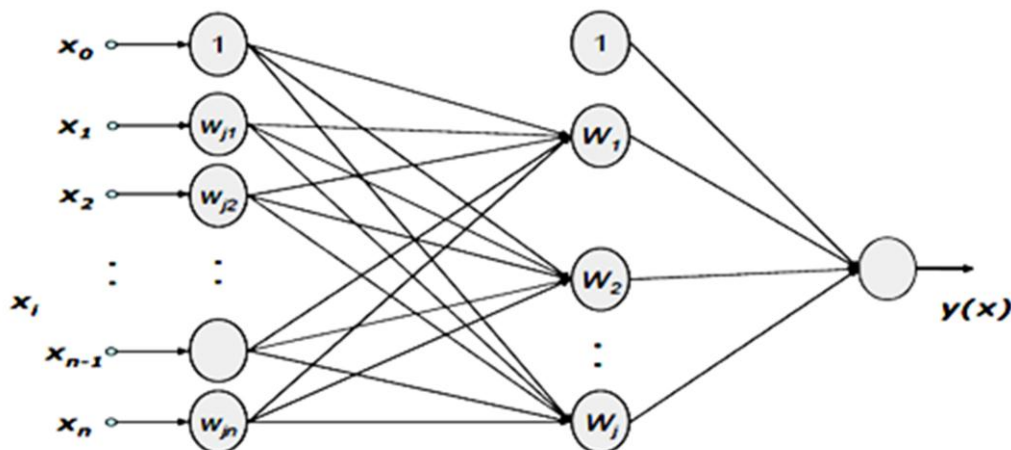


Fig.2.8. Architecteur d'ELM

## 2.2. Formulation mathématique de l'ELM [31]

La fonction de sortie d'ELM est représentée dans l'équation suivant:

$$Y = \sum_{i=1}^m B_i f(w_i x_j + b_i), \quad j \in [1, n]. \quad (2.5)$$

Où  $m$  : est le nombre de nœuds cachées et  $B$  est définie de la manière suivante:

$$B = [B_1 \quad \dots \quad B_m]$$

$B$  est le vecteur des pondérations de sortie entre la couche cachée de  $n$  nœuds et le nœud de sortie, et  $x$  est le vecteur de sortie de la couche cachée :

$$x = [x_1 \quad \dots \quad x_n]$$

$f$  : Fonction d'activation

$$H\beta = Y, \quad \beta = B^T. \quad (2.6)$$

## 2.3. Caractéristiques principales

- ✓ La vitesse d'apprentissage de l'ELM est extrêmement rapide.
- ✓ Contrairement aux théories de l'existence conventionnelle, les paramètres du nœud caché ne sont pas seulement indépendants des données de formation mais aussi de l'autre. Bien que les nœuds cachés soient importants et critiques, ils n'ont pas besoin être réglé.
- ✓ Contrairement aux méthodes d'apprentissage conventionnelles qui doit voir les données de formation avant de générer les paramètres du nœud caché, ELM Pourrait générer les paramètres du nœud caché avant de voir la formation les données.
- ✓ Architectures homogènes pour la compression, l'apprentissage des fonctionnalités, regroupement, régression et classification.

## CONCLUSION

Ce chapitre a fait l'objet de rappels des fondements des méthodes et techniques d'apprentissages statistiques appliqués à la classification et à la régression. En premier, nous avons présenté une généralité sur les RNAs avec des modèles des réseaux de neurones. Par la suite nous avons terminé ce chapitre par une description sur les ELM.

Le chapitre suivant consacré totalement à la simulation, est dédié à l'évaluation des performances des techniques étudiées. 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, que ce soit par la mise en œuvre et conception de nouveaux capteurs (capteur logiciel), ou la surveillance de la qualité par reconnaissance de formes.

# Chapitre III

## Simulation

### INTRODUCTION

Ce dernier chapitre est consacré à la simulation et vise l'application des techniques étudiées comme étant une solution dans le développement des capteurs logiciels et de surveillance de la qualité de l'eau par reconnaissance des formes. L'objectif est d'évaluer les performances de chacune des techniques présentées. 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 performances. Une discussion des résultats conclura cette étude de simulation pour choisir la technique la mieux adaptée. Des exemples d'applications sont prévus dans ce cadre. Le développement des capteurs logiciels d'OD, Cl<sup>-</sup>, Ca<sup>2+</sup>, Mg<sup>2+</sup> et OBD vu comme des problèmes de régression.

### 1. PROBLEMATIQUE

Durant ces dernières années, l'important effort a été déployé dans le développement de méthodes de contrôle et de surveillance automatique dans ce domaine. Les techniques de l'intelligence artificielle qui servent comme outil de base pour l'aide à la décision, présentent une réponse plus élaborée qui peut être obtenue soit à partir des données brutes venant directement des variables de surveillance, soit à partir des données traitées venant des sorties de traitements de bas niveau. Parmi ces techniques, on trouve le RNA et l'ELM qui se démarquent des autres outils par leurs capacités et rapidité d'apprentissage. Présentant des performances dans plusieurs domaines, ils sont utilisés en reconnaissance de formes comme outil de classification ou de régression [32].

#### 1.1. Architecture du système de contrôle et de surveillance

Parmi plusieurs méthodes de contrôle et de surveillance automatique modernes qui ont été développées ces dernières années, on trouve les méthodes basées sur les techniques de l'IA

qui servent comme outil de base pour l'aide à la décision. L'approche de surveillance par reconnaissance de formes est considérée comme des méthodes modernes existant actuellement.

Il s'agit dans cette partie de travail d'évaluer les performances des deux techniques statistiques étudiées précédemment qui sont issues, rappelons-le, du domaine de l'intelligence artificielle à savoir, les  $PMCS$  et les  $ELMs$ . 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 (Fig.3.1) 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 [11].

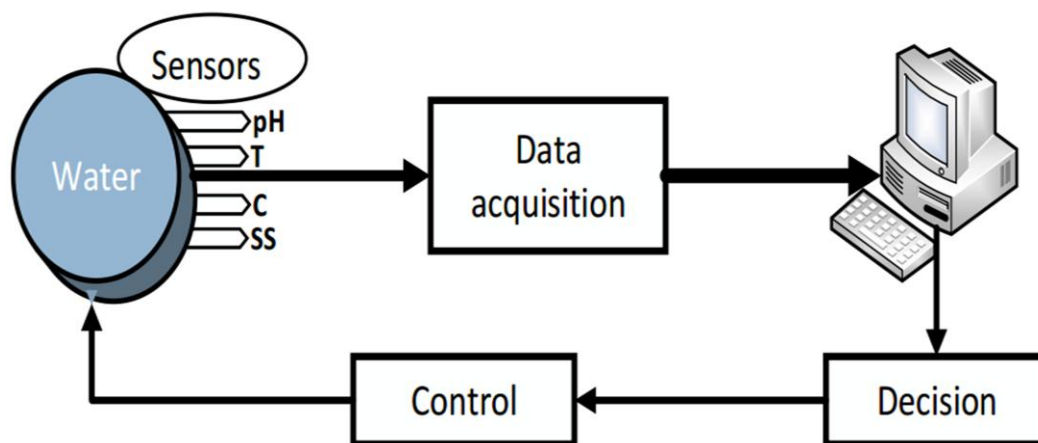


Fig.3.1. Architecture du système de contrôle et de surveillance.

Au niveau du système, on peut supposer que les différents paramètres physico-chimiques utilisées, tels que le pH,  $T^{\circ}$ , C, OD, 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.

## 2. DESCRIPTION DE LA BASE DE DONNEES D'APPRENTISSAGE ET DE TEST

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 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 dix paramètres physico-chimiques qui sont souvent utilisés dans plusieurs travaux [33, 15], et qui renseignent sur les dangers majeurs qu'il faut surveiller. Ces paramètres sont résumés comme suit : le pH, T°, C, Cl<sup>-</sup>, Ca<sup>2+</sup>, Mg<sup>2+</sup>, HCO<sup>3-</sup>, Sm, OBD en plus d'OD.

L'objectif qui se trouve derrière la collecte des données relatives à ces paramètres est de trouver un modèle de classification permettant de distinguer deux états bien distincts de l'eau (état potable et état non potable) dans un premier temps, et trois états différents par la suite après sélection de la technique adoptée. 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'OD 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, deux bases de données sont utilisées à savoir, une base de données simulée et une autre réelle. Pour la première, les différents paramètres descripteurs de l'état de l'eau sont générés par simulation selon les normes recommandées par les pouvoirs publics [34,35]. Le tableau.3.1, contient un résumé statique des paramètres d'eau brute.

Tableau.3.1. Les paramètres statistiques d'eau brute.

paramètres propriétés	T° (°C)	Conductivité à25°C(ms/cm)	pH	OD	OBD	Sm	Ca <sup>2+</sup> (mg/l)	Cl <sup>-</sup> (mg/l)	Mg <sup>2+</sup> (mg/l)	HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup> (mg/l)
Maximum	27,2	329	9,1	15	7,8	626	72	40	10,8	146
Minimum	0,1	11	6,8	7	0,3	0,5	2	0	0,7	8
Moyenne	11,89	146,68	7,65	10,53	3,27	22,27	17,32	11,23	5,10	69,05

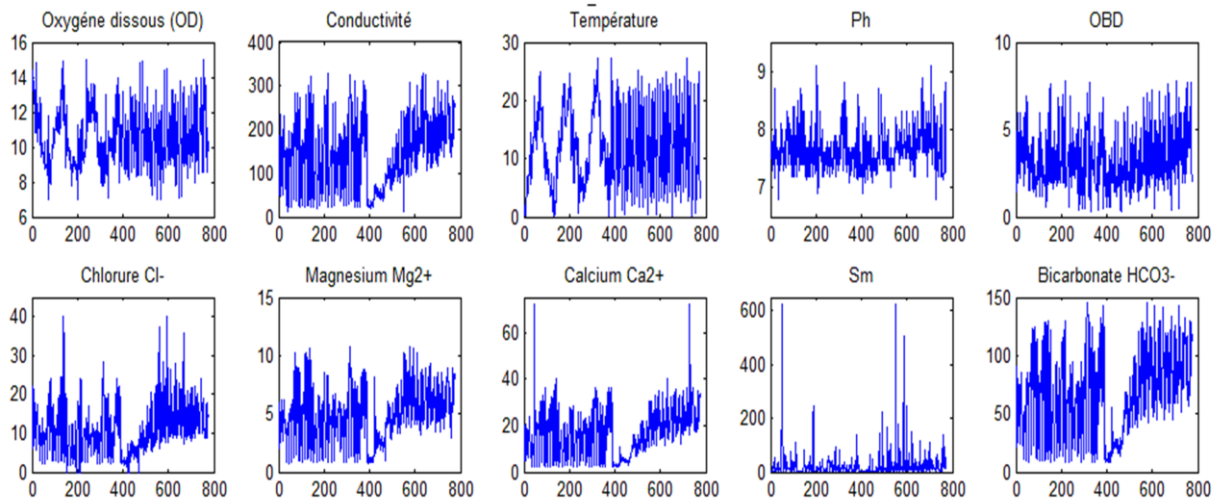


Fig.3.2. Evolution des dix paramètres descripteurs.

Dans ce qui suit nous nous intéressons au développement des capteurs logiciels d'OD,  $\text{Cl}^-$ ,  $\text{Ca}^{2+}$ ,  $\text{Mg}^{2+}$  et OBD pris comme exemples parmi plusieurs capteurs pouvant être imaginés et intégrés dans une chaîne de surveillance d'eau potable. L'intérêt n'est pas à discuter vu les grands avantages que peut apporter une telle conception. L'information issue de chaque capteur devrait être utilisée au niveau de la chaîne de surveillance comme étant une variable d'entrée manquante (nouveau paramètre descripteur) dans la procédure d'analyse et de classification. Les résultats de prédiction ainsi obtenus pour chaque paramètre, sont illustrés à travers une évaluation des performances pour les deux phases à savoir, l'apprentissage et la qualité de prédiction.

### 3. METHODOLOGIE DU DEVELOPPEMENT DU CAPTEUR LOGICIEL

Expérimentalement, on a pu constater que la relation entre la quantité de chaque paramètre (OD,  $\text{Cl}^-$ ,  $\text{Ca}^{2+}$ ,  $\text{Mg}^{2+}$  et OBD) et les caractéristiques de l'eau brute doit être fortement non-linéaire, ou bien corrélées d'autre façon. Parmi les différents type de modèle de comportement possibles, le modèle à base de réseaux de neurones possède l'avantage de pouvoir intrinsèquement décrire des relations non linéaires entre les variables d'entre et celle de sorties d'un système. Dans un premier temps, une analyse des données expérimentalement obtenues a permis de mettre en évidence le type l'information clé (paramètres caractéristiques de l'eau brute) nécessaires à prendre en compte pour la détermination la quantité de l'eau. Cette analyse permis de définir les variable d'entrées du réseau. Une deuxième partie, doit être consacré à l'identification de poids ou paramètres affectés aux connections du réseau, cette étape connue sous le terme d'apprentissage n'est autre qu'une étape d'identification des paramètres d'un modèle non-linéaire. Pour cela, les données de l'historique sont d'abord séparées en deux

groupes : un groupe de données constituant la base d'apprentissage, et un groupe de données de généralisation (test) non utilisées lors de l'apprentissage, mais servant à « tester » le modèle lors de la phase de reconnaissance une fois que les poids ont été déterminés. Dans le but de montrer l'intérêt et l'efficacité des méthodes d'apprentissage statistique dans la conception de ces types des capteurs, deux modèles sont évalués et comparés dans ce qui suit, à savoir PMC et ELM.

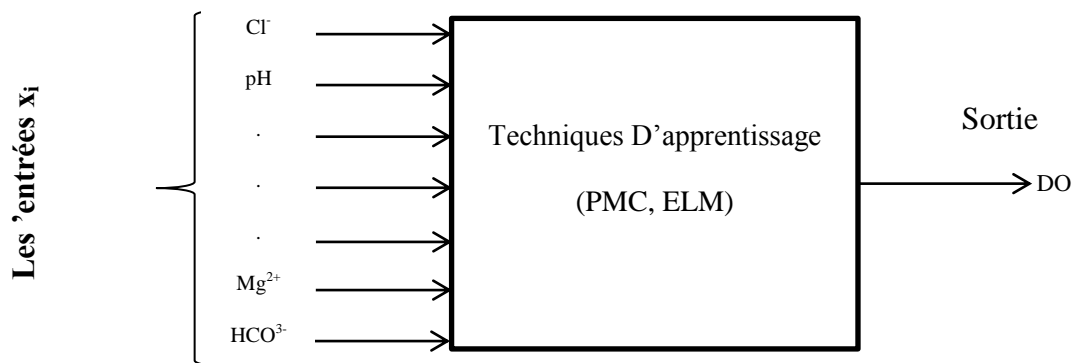


Fig.3.3.Exemple d'un capteur logiciel.

## 4. MISE EN OUVRE DE L'ALGORITHME RNAS

### 4.1. Perceptron multi couche

Les PMCs constituent une nouvelle méthode d'approximation de systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide de méthode statistique classique. Ces réseaux sont des outils de l'intelligence artificielle capables d'effectuer d'opération de régression. Leur principal avantage par rapport aux autres outils est leur capacité d'apprentissage et de généralisation.

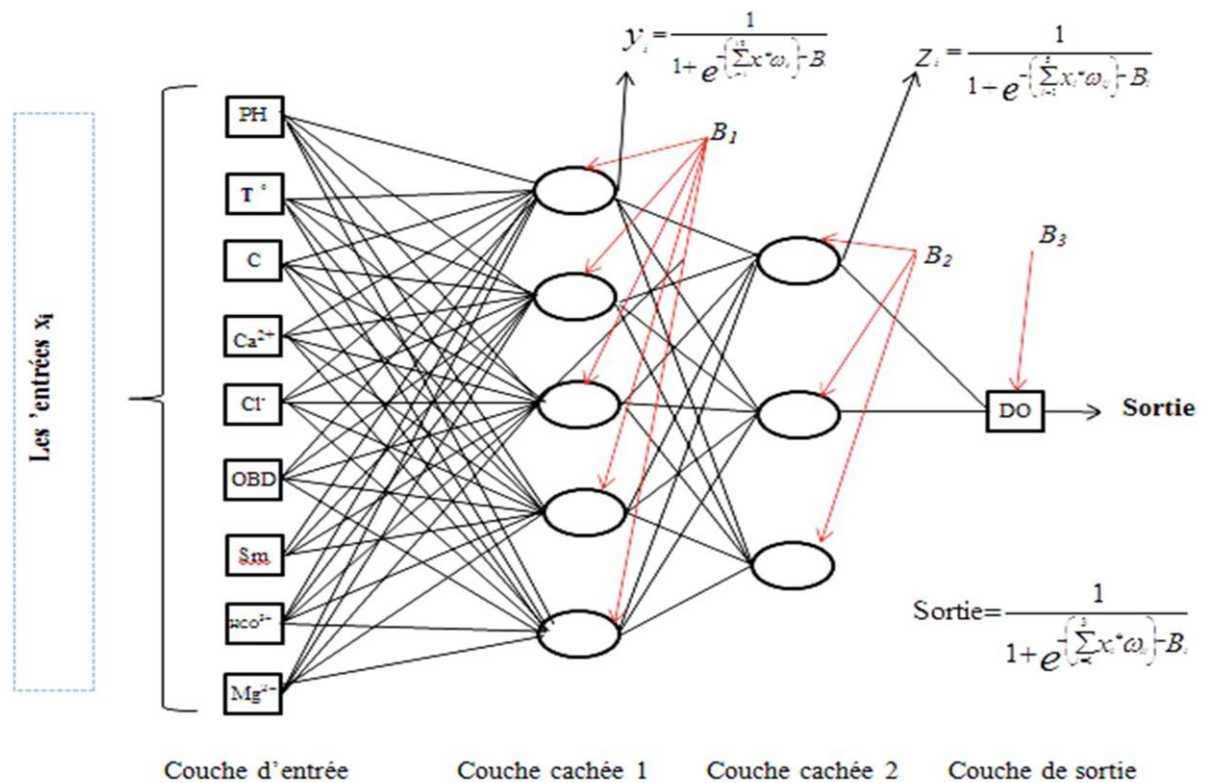


Fig.3.4.Architecture du PMC.

## 4.2. Apprentissage et généralisation

Afin de procéder aux tests, on peut d'emblée supposer qu'en matière de reconnaissance, un taux de plus de 75 % est en général jugé satisfaisant [5]. On présente d'abord un ensemble de données extrait d'une base réelle et constitué de 774 échantillons ou vecteurs, correspondant aux neuf paramètres physico-chimiques (pH, T°, C,...) avec un 10ème paramètre qui est la sortie (selon le capteur demandée). L'ensemble des échantillons est séparé en deux, à savoir, 516 échantillons utilisés pour l'apprentissage, le reste (258 échantillons) est utilisé pour la généralisation. Notons toutefois que ces paramètres choisis (pH, T°, C,...) sont corrélés avec la sortie désirée qui. La corrélation entre paramètres E/S joue donc un rôle essentiel dans la conception de capteurs logiciels.

On a déterminé les paramètres tels que EAM, REQM,  $t_{app}$  ainsi que le  $t_{exe}$  (d'apprentissage et de test) correspondant aux PMC; comme ce qui est montré dans le tableau.3.2.

Tableau.3.2. Résultats d'apprentissage et de test de cinq capteurs logiciels (Modèle PMC).

Capteur Logiciel	Paramètres	Apprentissage				Test			
	Nombre de neurones de chaque couche	EAM	REQM	$t_{app}$	$R^2$	EAM	REQM	$t_{exe}$	$R^2$
OD	23 11	0.411	0.549	33.509	0.877	0.504	0.649	0.0312	0.849
	200 120	$1.250 \cdot 10^{-2}$	$2.671 \cdot 10^{-2}$	78.281	0.999	$1.987 \cdot 10^{-2}$	$3.716 \cdot 10^{-2}$	0.0624	0.999
	175 120 75	$1.71 \cdot 10^{-3}$	$3.598 \cdot 10^{-3}$	86.25	0.999	$3.977 \cdot 10^{-3}$	$3.492 \cdot 10^{-2}$	0.0936	0.999
OBD	23 11	0.523	0.717	33.103	0.768	0.569	0.778	0.0312	0.757
	200 120	$3.085 \cdot 10^{-2}$	$6.950 \cdot 10^{-2}$	77.438	0.997	$5.680 \cdot 10^{-2}$	0.148	0.0468	0.991
	175 120 75	$2.747 \cdot 10^{-3}$	$9.769 \cdot 10^{-3}$	85.270	0.999	$4.219 \cdot 10^{-3}$	$9.629 \cdot 10^{-3}$	0.0624	0.999
Cl	23 11	0.729	0,259	33.009	0.971	0.977	0.269	0.0312	0.960
	200 120	$1.767 \cdot 10^{-2}$	$3.661 \cdot 10^{-2}$	75.863	0.999	$2.916 \cdot 10^{-2}$	0.408	0.0468	0.999
	175 120 75	$2.435 \cdot 10^{-3}$	$5.442 \cdot 10^{-3}$	87.701	0.999	$2.337 \cdot 10^{-2}$	$9.349 \cdot 10^{-2}$	0.1092	0.999
Mg <sup>2+</sup>	23 11	0.261	0.378	34.476	0.952	0.174	0.479	0.0312	0.951
	200 120	$1.938 \cdot 10^{-2}$	$3.467 \cdot 10^{-2}$	81.120	0.999	$3.042 \cdot 10^{-2}$	$5.226 \cdot 10^{-2}$	0.062	0.999
	175 120 75	$7.71 \cdot 10^{-3}$	$1.676 \cdot 10^{-2}$	103.47	0.999	$2 \cdot 10^{-2}$	$7.524 \cdot 10^{-2}$	0.0936	0.999
Ca <sup>2+</sup>	23 11	$9.80610^{-2}$	0.215	34.632	0.975	0.271	0.824	0.0312	0.971
	200 120	$1.995 \cdot 10^{-2}$	$5.360 \cdot 10^{-2}$	83.257	0.999	$4.454 \cdot 10^{-2}$	0.283	0.046	0.998
	175 120 75	$4.071 \cdot 10^{-2}$	$9.176 \cdot 10^{-2}$	91.83	0.999	$8.615 \cdot 10^{-2}$	0.327	0.0624	0.998

Pour procéder maintenant à la généralisation, après l'ensemble de résultats qui a été illustrés dans le tableau.3.2. On montre clairement que la sortie qui calculé par le capteur logiciel sont nettement plus proches à la valeur réel.

## 5. MACHINE D'APPRENTISSAGE EXTREME

Les machines à apprentissage extrême sont des réseaux neuronaux feed-forward pour la classification ou la régression avec une seule couche de nœuds cachés, où les poids reliant les entrées aux nœuds cachés sont répartis au hasard et ne sont jamais mis à jour. Les poids entre les nœuds cachés et les sorties sont appris en une seule étape, ce qui revient essentiellement à l'apprentissage d'un modèle linéaire.

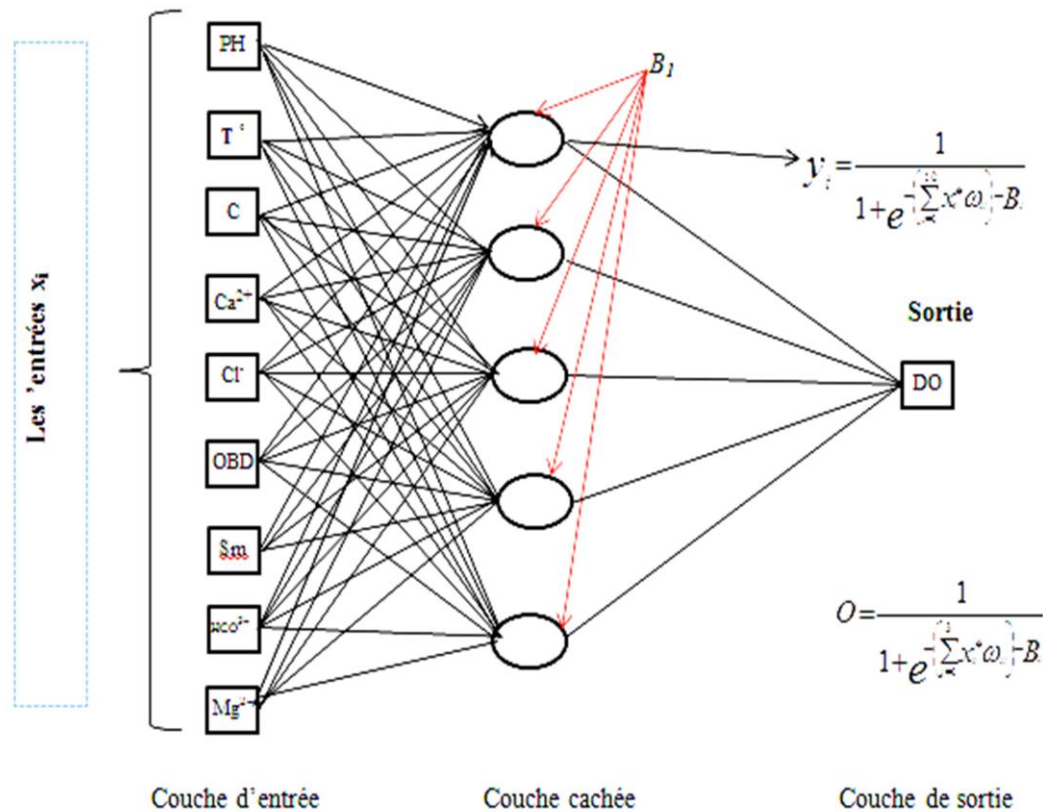


Fig.3.5. Architecture d'ELM.

On a déterminé les paramètres tels que EAM, REQM,  $t_{app}$  ainsi que le  $t_{exe}$  (d'apprentissage et de test) correspondant aux ELM; comme ce qui est montré dans le tableau.3.3.

Tableau.3.3. Résultats d'apprentissage et de test de cinq capteurs logiciels (Modèle ELM).

Capteur Logiciel	Paramètres Nombre de neurones de chaque couche	Apprentissage				Test			
		EAM	REQM	$t_{app}$	$R^2$	EAM	REQM	$t_{exe}$	$R^2$
OD	150	$9.197 \cdot 10^{-2}$	$8.797 \cdot 10^{-2}$	0.920	0.899	$5.615 \cdot 10^{-2}$	$7.385 \cdot 10^{-2}$	0.0312	0.874
	350	$1.139 \cdot 10^{-2}$	$1.818 \cdot 10^{-2}$	3.0264	0.991	$2.282 \cdot 10^{-2}$	$9.131 \cdot 10^{-2}$	0.0312	0.822
	800	$6.891 \cdot 10^{-12}$	$1.567 \cdot 10^{-10}$	6.6456	1	$3.702 \cdot 10^{-4}$	$5.946 \cdot 10^{-3}$	0.0456	0.999
OBD	150	$7.356 \cdot 10^{-2}$	0.102	0.9048	0.731	$9.203 \cdot 10^{-2}$	0.125	0.0312	0.646
	350	$2.041 \cdot 10^{-2}$	$3.288 \cdot 10^{-2}$	3.0264	0.972	$3.082 \cdot 10^{-2}$	$4.681 \cdot 10^{-2}$	0.0312	0.950
	800	$1.140 \cdot 10^{-11}$	$1.401 \cdot 10^{-11}$	7.4412	1	$4.339 \cdot 10^{-3}$	$6.971 \cdot 10^{-2}$	0.0624	0.896
Cl <sup>-</sup>	150	$2.49 \cdot 10^{-2}$	$3.62 \cdot 10^{-2}$	1.123	0.943	$3.33 \cdot 10^{-3}$	$4.74 \cdot 10^{-2}$	0.0312	0.875
	350	$5.583 \cdot 10^{-3}$	$8.670 \cdot 10^{-3}$	2.527	0.996	$8.63 \cdot 10^{-3}$	$1.36 \cdot 10^{-2}$	0.046	0.989
	800	$5.345 \cdot 10^{-12}$	$6.062 \cdot 10^{-12}$	4.976	1	$1.423 \cdot 10^{-3}$	$2.28 \cdot 10^{-2}$	0.0624	0.971
Mg <sup>2+</sup>	150	$2.748 \cdot 10^{-2}$	$3.878 \cdot 10^{-2}$	0.967	0.970	$3.39 \cdot 10^{-2}$	$4.63 \cdot 10^{-2}$	0.0312	0.921
	350	$6.186 \cdot 10^{-3}$	$1.006 \cdot 10^{-2}$	2.386	0.997	$9.083 \cdot 10^{-3}$	$1.30 \cdot 10^{-2}$	0.0468	0.993
	800	$2.461 \cdot 10^{-10}$	$2.856 \cdot 10^{-10}$	5.023	1	$1.035 \cdot 10^{-3}$	$1.66 \cdot 10^{-2}$	0.0758	0.989
Ca <sup>2+</sup>	150	$1.815 \cdot 10^{-2}$	$3.145 \cdot 10^{-2}$	1.201	0.949	$2.476 \cdot 10^{-2}$	$4.24 \cdot 10^{-2}$	0.0312	0.838
	350	$4.759 \cdot 10^{-3}$	$7.602 \cdot 10^{-3}$	2.277	0.997	$7.721 \cdot 10^{-3}$	$1.72 \cdot 10^{-2}$	0.0468	0.973
	800	$2.367 \cdot 10^{-10}$	$2.813 \cdot 10^{-10}$	3.666	1	$5.073 \cdot 10^{-4}$	$8.148 \cdot 10^{-3}$	0.0624	0.994

## 6. ETUDE COMPARATIVE

Pour une évaluation des performances des deux modèles précédemment testés de l'OD on a déterminé l'EAM, RMSE ainsi que le  $t_{app}$  et  $t_{exe}$ , comme ce qui est illustré dans le tableau 3.3 on a aussi tracé les courbes des résultats d'apprentissage du modèle neuronal PMC et ELM pour les deux phases (apprentissage et test). Fig.3.6, montre les résultats de prédiction ponctuelle obtenue sur l'ensemble des 773 vecteurs de la base de données.

Tableau.3.4.les performances des modèles PMC et ELM.

Techniques D'apprentissage	Paramètres Nombre de neurones de chaque couche	Apprentissage				Test			
		EAM	REQM	$t_{app}$	$R^2$	EAM	REQM	$t_{exe}$	$R^2$
PMC	23 11	0.411	0.549	33.509	0.877	0.504	0.649	0.0312	0.849
	200 120	$1.250 \cdot 10^{-2}$	$2.671 \cdot 10^{-2}$	78.281	0.999	$1.987 \cdot 10^{-2}$	$3.716 \cdot 10^{-2}$	0.0624	0.999
	175 120 75	$1.71 \cdot 10^{-3}$	$3.598 \cdot 10^{-3}$	86.25	0.999	$3.977 \cdot 10^{-3}$	$3.492 \cdot 10^{-2}$	0.0936	0.999
ELM	150	$9.197 \cdot 10^{-2}$	$8.797 \cdot 10^{-2}$	0.920	0.899	$5.615 \cdot 10^{-2}$	$7.385 \cdot 10^{-2}$	0.0312	0.874
	350	$1.139 \cdot 10^{-2}$	$1.818 \cdot 10^{-2}$	3.0264	0.99	$2.282 \cdot 10^{-2}$	$9.131 \cdot 10^{-2}$	0.0312	0.822
	800	$6.89110^{-12}$	$1.567 \cdot 10^{-10}$	6.6456	1	$3.70210^{-4}$	$5.946 \cdot 10^{-3}$	0.0456	0.999

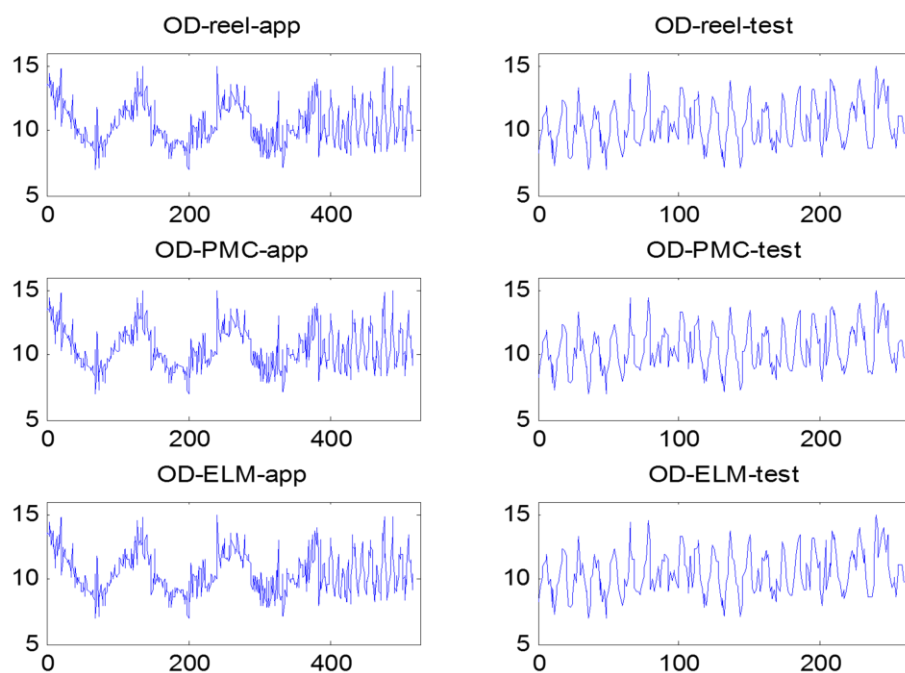


Fig.3.6. Résultats d'apprentissage et de teste d'un capteur logiciel d'OD.

D'après les résultats obtenus, le PMC à trois couches cachées est délivrer le meilleure résultat par rapport à deux couche, se montrent comme les meilleurs modèles de cette technique tel que les performances EAM, REQM et  $R^2$ .

Pour l'ELM, lorsque on augmente le nombre de neurones de la couche cachée jusqu'à 800 neurone, une amélioration positive de les erreurs d'apprentissage et de test, le temps d'apprentissage ne dépasse pas 6.6456s et 0.0456s pour le test et le coefficient de corrélation entre les valeurs estimées et réelles tend vers à 1.

En conclusion, on peut dire que la technique de l'ELM le plus adaptable et délivrer le meilleure résultat par rapport au PMC tel que :

- ✓ EAM et REQM de l'ELM est meilleure quatre fois au PMC.
- ✓ Le coefficient de corrélation des deux techniques tend vers à 1.
- ✓ Le temps d'apprentissage de PMC est 13 fois plus grand que le temps d'apprentissage d'ELM.

## CONCLUSION

Ce chapitre a fait l'objet d'une étude en simulation concernant la mise en œuvre de deux techniques d'apprentissage statistique appliquées dans le domaine de surveillance des eaux potables avec la conception et la mise en œuvre d'un capteur logiciel en fonction des caractéristiques physico-chimiques de l'eau brute. Afin de voir que cette méthode est adaptable à l'application indiquée ; une étude comparative dans le but d'un choix décisif de la méthode la mieux adaptée à l'application a été effectuée. La discussion des résultats obtenus des paramètres liés au temps d'apprentissage et de test, à l'erreur absolu moyenne et au coefficient de corrélation des deux techniques, a permis d'opter pour la technique ELM retenue pour ses qualités et avantages adaptés au problème posé. Cette technique a fourni de très bonnes résultats de simulation au développement du capteur logiciel d'OD qui présente une solution satisfaisante pour notre problème de régression.

## *Conclusion générale*

Le travail présenté dans ce mémoire est consacré à la mise en œuvre d'un capteur logiciel contrôle de qualité des eaux potables à base de la technique d'apprentissage statistique.

Cette étude découle des progrès technologiques importants qui ont été enregistrés ces dernières années dans le but et l'intérêt d'une surveillance moderne et plus efficace de la qualité des eaux propres. A cet effet, une étude en simulation est effectuée pour concevoir et réaliser des captures logiciels  $Cl^-$ ,  $Ca^{2+}$ ,  $Mg^{2+}$ , OBD en plus de OD sous forme d'un réseau remplaçant ainsi des capteurs physique existant sur le marché. Des tests d'évaluation et de performances du réseau choisi, sont opérés dans le but d'une validation du capteur proposé.

Les unités de traitement de l'eau potable renferment des procédés complexe. Peu des recherches ont jusqu'à maintenant concerné leur conduit ou leur diagnostic. Cependant, devant la nécessité de plus en plus impérieuse de produire une de qualité constante répondant à des normes de plus en plus strictes. Les producteurs d'eau potable deviennent sensibilisés à toute technique permettant de répondre rapidement à ces exigences. L'objectif de ce travail de simulation est la validation et l'évaluation des performances de la méthode RNAS appliquée à la conception des capteurs logiciels

Cette étude a été structurée autour de trois chapitres essentiels. Le premier a été consacré à une généralité sur les eaux, plus particulièrement de l'eau potable et de ces sources, il a permis de présenter le cycle de l'eau, les différents étapes de traitement ainsi que les différents types de contrôle de qualité, et nous avons rappelé la notion de capteur comme un élément important dans la chaîne de mesure, leur classification du point de vue électrique, leur caractéristique générales, et en particulier les capteurs des paramètres descripteurs de l'eau, en fin de ce chapitre nous avons présenté la notion de capteur de logiciel. Le deuxième chapitre nous avons passé en revue les réseaux de neurones artificiels (RNA). Dans ce chapitre nous avons essayé de donner en bref une description des réseaux de neurones artificiels et leurs différents types d'architectures et de modèle qui existent. Nous avons parlé d'une façon de taille des deux structures usuelles des RNAs telles que : PMC et ELM. Le troisième et le dernier chapitre a été plutôt dédié à la conception et mise en œuvre des capteurs logiciels  $Cl^-$ ,  $Ca^{2+}$ ,  $Mg^{2+}$ , OD en plus de OBD à base d'un réseau RNA.

Une étude comparative dans le but d'un choix décisif de la méthode la mieux adaptée à l'application a été effectuée. La discussion des résultats obtenus des paramètres liés au temps d'apprentissage, à l'erreur relative moyenne et au coefficient de corrélation des trois techniques, a permis d'opter pour la technique ELM retenue pour ses qualités et avantages adaptés au problème posé. Cette technique a fourni de très bons résultats de simulation au développement des capteurs logiciels (Cl-, Ca<sup>2+</sup>, Mg<sup>2+</sup>, OD et OBD) qui présente une solution satisfaisante pour notre problème de régression.

Les horizons de l'application de cette technique ELM restent prometteurs. Donc, il faut concevoir et réaliser un classifieur bi-classe et multi-classe à base des capteurs logiciels.

# Références

- [1] A. Lounnas, "Amélioration des procédés de clarification des eaux de la station Hamadi-Kroma de Skikda", Mémoire de Magister, Univ de Skikda, Algérie, 2009.
- [2] M. Bouamar et M. Ladjal, "Système multicapteur utilisant les réseaux de neurones artificiels pour la surveillance des eaux potables", SETIT, March 2007, TUNISIA.
- [3] A. AISSAOUI, "Evaluation du niveau de contamination des eaux de barrage hammam Grouz de la région de Oued Athmania (wilaya de Mila) par les activités agricoles". Mémoire de Magister, Univ de Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2013.
- [4] "Le cycle de l'eau, Observation régionale de l'environnement", Les Agences de l'eau Loire-Bretagne et Adour-Garonne, Poitou-Charentes, France, 2012.
- [5] M.LADJAL, "Contribution au développement de systèmes de surveillance innovants dédiés au contrôle de la qualité des eaux potables", Thèse de Doctorat, Laboratoire LASS, Univ de M'sila.2013.
- [6] Z,Amjad et P. Koutsoukos, "The science and technology of industrial water treatment: Mineral Scales and Deposits: An Overview", CRC Press, Taylor & Francis Group, Lubrizol Advanced Materials Inc, Brecksville, Ohio, USA, 2010.
- [7] C,Marie, "Eau : droit de l'homme ou marchandise ? Réflexion sur l'effectivité du droit de l'homme à l'eau", Human Rights Abuses in the Contemporary World: Legal :Géorgie, 2011.
- [8] F. Valiron, "Gestion des Eaux : principes -moyens –structures", Presses de l'école nationale des ponts et chaussées, Paris, France, 1990.
- [9] L. Zilliox, "Pollution et épuration des eaux", Conférence N° 287 de l'université de tous les savoirs, 13 octobre 2000, Paris, France.
- [10] [http://www.moletta-methanisation.fr/documents/Chap6\\_1\\_eau\\_potable.pdf](http://www.moletta-methanisation.fr/documents/Chap6_1_eau_potable.pdf)
- [11] M. M. Ould Mohamed Cheibeta, "Méthodes de régression pour la surveillance des eaux propres", Mémoire de master, Univ Mohamed Boudiaf, M'sila, 2016.

- [12] [http://www.oieau.fr/ReFEA/fiches/AnalyseEau/Physico\\_chimie\\_PresGen.htm](http://www.oieau.fr/ReFEA/fiches/AnalyseEau/Physico_chimie_PresGen.htm).
- [13] E. Jestin, "La production et le traitement des eaux destinées à l'alimentation et à la préparation de denrées alimentaires", Agence de l'eau de Seine-Normandie, France.
- [14] "Introduction aux microsystemes d'approvisionnement en eau potable", Conseil interministériel fédéral de formation sur la qualité de l'eau, Canada 2011.
- [15] N. Valentin, "Construction d'un capteur logiciel pour le contrôle automatique du procédé de coagulation en traitement d'eau potable ", Thèse Docteur de l'UTC 2000.
- [16] S. Heddami, "Contribution à la modélisation de la qualité des eaux par les réseaux de neurones", Mémoire de master, Institut National Agronomiques, Alger, 2006.
- [17] S. Yahi, " Contrôle de qualité des Eaux Propres : Evaluation des performances de calcul d'un réseau RAN utilisé en contrôle de potabilité ", Mémoire de Master, Univ de M'sila, juin 2011.
- [18] I. Zaoui et S. Mimoune, "Conception et mise en œuvre d'un capteur logiciel pour le contrôle de la qualité de la qualité des eaux potables", PFE, Ingénieure d'état, Univ de M'sila, 2006.
- [19] J-P. Girardot, "Capteur et instrumentation utilisés en océanographie physique ", Univ de Brest.2002.
- [20] G. Asch, " Les capteurs en instrumentation industrielle ", Dunod / Bordas, Paris, 1982.
- [21] O. français, "capteurs et électronique associée (partie II : Acquisition de données) ", 2000.
- [22] A. Benichou, "Conception et Modélisation d'un accéléromètre micro-électronique triaxial", mémoire de magister, Univ de Tlemcen, 2012.
- [23] Parmantier yves et kratz Frédéric, "capteurs –définitions, principes de détection ", 2009.
- [24] A. Georges, " les capteurs instrumentation industriel ", Dunod. BORDAS, paris, 1987.
- [25] L. Amimer, "Modélisation et Commande des Systèmes Non Linéaires Fractionnaires par des Réseaux de Neurones Fractionnaires", Ingénieur UMMTO, Univ de Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2015.

- [26] A. Said, "Prédiction de L'irradiation Solaire Globale par les Réseaux de Neurones Artificielles", Mémoire de master, Univ de M'sila, 2012.
- [27] C. Touzet, "Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme, cours, exercices et travaux pratiques", Juillet 1992.
- [28] Y. Ammar, "mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnels en vue de la transposition batch/continu", Thèse de doctorat, Toulouse, France, 2007.
- [29] N. Merzouka, "Etude des performances des réseaux de neurones dynamiques à représenter des systèmes réels: une approche dans l'espace d'état", Mémoire de Magister, Univ de Setif, 2009.
- [30] S. BAZI, "Contribution à la Détection et au Diagnostic des Défauts dans un Système Machine à Induction-Convertisseur", Thèse Doctorat en Sciences, Univ de Batna 2, 2016.
- [31] S. Sojasi, "Caractérisation de minéraux indicateurs par imagerie hyperspectrale et traitement de l'image dans l'infrarouge proche et l'infrarouge lointain", Thèse de doctorat, Univ de Laval, Québec , Canada, 2016.
- [32] M. Bouamar, M. Ladjal, "La Technique SVM Appliquée à la Surveillance des Eaux Potables", SETIT, March 2009, TUNIS.
- [33] S. Canu, "Machines à noyaux pour l'apprentissage statistique", Techniques d'ingénieur, TE 5255,2007.
- [34] H.R. Hernández De León, "Supervision et diagnostic des procédés de production d'eau potable", Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, CNRS, N° 06584, France, 2006.
- [35] <http://www.cg58.fr/>.

## Résumé

Le travail présenté dans ce mémoire est consacré à la mise en œuvre d'un capteur logiciel pour le contrôle de qualité des eaux potables à base de la technique d'apprentissage statistique. Cette étude découle des progrès technologiques importants qui ont été enregistrés ces dernières années dans le but et l'intérêt d'une surveillance moderne et plus efficace de la qualité des eaux propres. A cet effet, une étude en simulation est effectuée pour concevoir et réaliser des captures logiciels ( Chlorures (Cl<sup>-</sup>), Calcium (Ca<sup>2+</sup>), Magnésium (Mg<sup>2+</sup>), la demande bio- Oxygène (OBD) en plus de l'Oxygène Dissous (OD) ) sous forme d'un réseau remplaçant ainsi des capteurs physiques existant sur le marché. Des tests d'évaluation et de performances du réseau choisi, sont opérés dans le but d'une validation du capteur proposé.

## Mots clés :

Eaux potables, Surveillance, Capteur logiciel, Réseaux de neurones, Perceptron Multicouches, Machine d'apprentissage extrême, Régression.

## Abstract

The work presented in this thesis is devoted to the implementation of a software sensor to drinking water quality control based on the statistical learning technique. This study stems from the significant technological advances that have been made in recent years with the aim and interest of modern and more effective monitoring of clean water quality. To this end, a simulation study is carried out to design and carry out software captures (Chlorides (Cl<sup>-</sup>), Calcium (Ca<sup>2+</sup>), Magnesium (Mg<sup>2+</sup>), Bio-Oxygen (OBD) in addition to Dissolved Oxygen OD)) in the form of a network replacing the physical sensors existing on the market. Evaluation and performance tests of the chosen network are carried out in order to validate the proposed sensor.

## ملخص

يخصص العمل المقدم في هذه المذكرة لتنفيذ ملتقط مبرمج لمراقبة نوعية مياه الشرب القائم على تقنية التدريب الإحصائي. وتأتي هذه الدراسة من التقدم التكنولوجي الهام التي سجلت في السنوات الأخيرة بهدف مراقبة حديثة وفعالة لنوعية المياه النقية. لهذا الغرض، يتم تنفيذ دراسة محاكاة لتصميم وتنفيذ لواقط مبرمجة (كلوريد (Cl<sup>-</sup>) ، الكالسيوم (Ca<sup>2+</sup>) والمغنيسيوم (Mg<sup>2+</sup>)، والأكسجين تطبيق الحيوي (OBD) بالإضافة إلى الأكسجين المذاب (OD)) كشبكة بديلة لأجهزة الاستشعار المادية الموجودة في السوق. اختبارات التقييم وأداء الشبكة المختارة، تشغل لغرض اثبات نجاعة أجهزة الاستشعار المقترحة.